

**Betriebsführungsstrategien für
Strom-Wärmesysteme: Eine Vergleichsstudie
zwischen „Modellprädiktiver Regelung“ und
regelbasiertem Verfahren**

Christoph Hebbeker

Bachelorarbeit

ie3-16.049

Juli 2016

Bachelorarbeit für Herrn Christoph Hebbeker

Forschungsgebiet: Energieeffizienz- und Lastmanagementpotenzial in Gebäuden

Betriebsführungsstrategien für Strom-Wärmesysteme: Eine Vergleichsstudie zwischen „Modellprädiktiver Regelung“ und regelbasiertem Verfahren

Eine Möglichkeit, die Integration von dezentralen Erzeugungsanlagen (DEA) zu verbessern, ist die intelligente Anpassung des Stromverbrauchs an die Erzeugungssituation (Lastmanagement). Hierbei liegt das größte Potenzial für die Einführung von Lastmanagement in der Bereitstellung von Heizwärme (Raumheizung und Warmwasser). Jedoch sind für eine erfolgreiche Durchführung von Lastmanagementkonzepten innovative Betriebsführungsstrategien notwendig.

Optimierungs- und prognosebasierte Ansätze, wie „Modellprädiktive Regelung“ (MPC auf Englisch), werden in der Literatur als geeignete Betriebsführungsstrategie für Strom-Wärmesystemen vorgeschlagen. Ein alternativer Ansatz ist ein regelbasiertes Verfahren (Heuristik); bei dem werden Entscheidungen mit begrenztem Wissen über das System getroffen. Ziel dieser Arbeit ist diese beiden Strategien für Lastmanagement von Strom-Wärmesystemen aus einer technischen Perspektive zu vergleichen.

Folgende Strukturierung der Arbeit wird vorgeschlagen:

- Literaturrecherche zur „Modellprädiktiven Regelung“ und regelbasierten Verfahren für Lastmanagement mit Strom-Wärmesysteme
- Weiterentwicklung einer existierenden MPC-Strategie
- Adaption einer vorliegenden regelbasierten Strategie
- Durchführung von Simulationen unter Anwendung der betrachteten Strategien
- Bewertung und Analyse der Ergebnisse anhand von selbstdefinierten Kennzahlen

Im Anschluss an diese Arbeit ist in einem Vortrag über die Ergebnisse zu berichten.

Tag der Ausgabe:

25. April 2016

Tag der Abgabe:

7. Juli 2016

Zuständig:

Univ.-Prof. Dr.-Ing. Johanna Myrzik

M.Sc. Diego Iván Hidalgo Rodríguez

Kurzfassung

In dieser Arbeit wird das Lastmanagement eines Strom-Wärmesystems mit drei verschiedenen Betriebsführungsstrategien analysiert. Betrachtet wird ein Einfamilienhaus mit Photovoltaikanlage, Wärmepumpe und Warmwasserspeicher. Ziel der Betriebsführungsstrategien ist die Minimierung der Spitzenlasten am Netzanschlusspunkt (NAP) des Verteilnetzes. Die zwei wichtigen Strategien, die analysiert werden, sind die netzgeführte „Modellprädiktive Regelung“ (MPC) und das regelbasierte Verfahren (RBC). Hinzu kommt der wärmegeführte MPC, der als „Worst-Case-Szenario“ dient. Der MPC ist ein optimierendes Verfahren, das mit Prognosen arbeitet. Der RBC besteht aus einer Logik mit Wenn-Dann-Struktur und ist unabhängig von Prognosen. Verglichen werden die MPCs bei perfekten Vorhersagen mit dem RBC über verschiedene Kenngrößen wie die Autarkie, die Spitzenlasten und die mittlere Temperaturabweichung. Der netzgeführte MPC minimiert die Spitzenlasten am besten, gefolgt von dem RBC und dem wärmegeführten MPC, der sich nur auf den thermischen Komfort konzentriert. Durch die Implementierung eines variierbaren Fehlers in den Prognosen wird ein weiterer Vergleich zwischen dem RBC und dem netzgeführten MPC durchgeführt, bei dem die Auswirkungen der einzelnen Störgrößen analysiert werden. Bei fehlerhaften Prognosen hat die PV-Leistung den größten Einfluss auf die Kenngrößen und erzeugt eine negative Spitzenlast im MPC, die größer ist als beim RBC. Die Autarkie und Eigenverbrauchsquote des MPCs sind jedoch besser als beim RBC. Der RBC gewährleistet einen besseren thermischen Komfort als der MPC und es ist mit dem RBC möglich, die Spitzenlasten gering zu halten.

Abstract

In this paper, demand response of a power-to-heat system is solved by three different operation strategies. Considered is a micro grid as a single-family house with a photovoltaic system, a heat pump and a hot water tank. The aim is a peak power reduction at the point of common coupling with the distribution grid. Both important operation strategies are a grid-regulated model predictive control (MPC) and a rule-based control (RBC). In addition, a heat-regulated MPC is analyzed for the worst case scenario. MPC solves optimization problems and uses forecasts. RBC uses an if-else-function and is independent of forecasts. A comparison between MPCs and RBC is simulated with different characteristic values like self-sufficiency, peak power and mean temperature deviation. The grid-regulated MPC is better in peak power reduction than RBC and heat-regulated MPC, which has a focus on temperature. A mistake is implemented in disturbances and affects the forecasts. The effect of the particular disturbances is analyzed. The power of the photovoltaic system influences the characteristic values most and there is a greater negative power peak in MPC than in RBC. Even so, self-sufficiency and own consumption rate are better in MPC than in RBC. However, with RBC it is possible to reduce peak power with RBC and achieve a better thermal comfort than the grid-connected MPC.

Inhaltsverzeichnis

1	Einleitung	1
2	Theoretische Grundlagen	5
2.1	Erläuterung des Systems	5
2.1.1	Funktionsweise der Kompressions-Wärmepumpe	5
2.2	Stand der Technik	6
2.2.1	„Modellprädiktive Regler“ und regelbasierte Verfahren	6
2.2.2	Vergleich der MPCs und RBCs	14
2.2.3	MPCs mit Unsicherheiten	14
3	Erläuterung und Implementierung des MPCs und RBCs	19
3.1	Erläuterung der „Modellprädiktiven Regelung“	19
3.1.1	Definition der Nebenbedingungen und der Optimierungsfunktion	20
3.1.2	Implementierung des Simulationstools	23
3.1.3	Berechnung der fehlerhaften Prognosen des MPCs	24
3.2	Erläuterung des regelbasierten Verfahrens	26
3.2.1	Erstellung der Logik	26
3.2.2	Implementierung des RBCs in das Simulationstool	27
4	Simulation und Ergebnisse	29
4.1	Definition der Kenngrößen	29
4.2	Simulationsdurchführung	31
4.3	Ergebnisse der Simulation und Auswertung	33
4.3.1	Ergebnisse und Auswertung mit perfekten Vorhersagen	33
4.3.2	Ergebnisse und Auswertung mit fehlerhaften Vorhersagen bei Gaußverteilung	36
4.3.3	Ergebnisse und Auswertung mit fehlerhaften Vorhersagen bei Gleichverteilung	40
5	Zusammenfassung und Diskussion	43
6	Ausblick	47
A	Anhang	49

Literaturverzeichnis

51

Symbolverzeichnis

Symbol	Bedeutung	Einheit
J_1	Zielfunktion des wärmegeführten MPCs	
J_2	Zielfunktion des netzgeführten MPCs	
k_τ	perfekte Daten	
k'_τ	fehlerhafte Daten	
Kap^{SP}	Koeffizient des Warmwasserspeichers	1/kW
LZ	Ladezustand des Warmwasserspeichers	%
\overline{LZ}	mittlerer Ladezustand	%
LZ^{\max}	maximaler Ladezustand	%
LZ^{\min}	minimaler Ladezustand	%
N_p	Prädiktionshorizont	Std
P_{th}^{laden}	thermische entnommene Leistung aus dem Warmwasserspeicher	kW
P_{th}^{HW}	thermische Leistung der Heizwärme	kW
P_{th}^{laden}	thermische zugeführte Leistung des Warmwasserspeichers	kW
P_{el}^{Last}	Leistung der elektrischen Lasten	kW
P_{el}^{Netz}	elektrische Leistung am Netzanschlusspunkt	kW
P_{el}^{PV}	elektrische Leistung der PV-Anlage	kW
$P_{el}^{PV, \text{genutzt}}$	genutzte Leistung der PV-Anlage	kW
P_{el}^{WP}	elektrische Leistung der Wärmepumpe	kW
P_{th}^{WP}	thermische Leistung der Wärmepumpe	kW
$P_{el}^{WP, \max}$	maximale elektrische Leistung der Wärmepumpe	kW
$P_{el}^{WP, \min}$	minimale elektrische Leistung der Wärmepumpe	kW
P_{th}^{WW}	thermische Leistung des Warmwassers	kW
\bar{q}	mittlere Temperaturabweichung	°C
\bar{r}	Eigenverbrauchsquote	%
\bar{s}	Autarkie	%
$T^{\text{außen}}$	Außentemperatur	°C
T^m	Hitze-Stau im Haus	°C
T^{Raum}	Raumtemperatur	°C
T^{Soll}	Solltemperatur des Raums	°C
\bar{u}	mittlere Berechnungsdauer der Simulation	%

Symbol	Bedeutung	Einheit
Δt	Berechnungsintervall	min
δ_τ	Fehler in den Daten	
δ_τ^{\max}	Maximum der fehlerhaften Vorhersage	
δ_τ^{\min}	Minimum der fehlerhaften Vorhersage	
η^{entladen}	Koeffizient des Entladevorgangs des Warmwasserspeichers	
η^{laden}	Koeffizient des Ladevorgangs des Warmwasserspeichers	
η^{sE}	Koeffizient der Selbstentladung des Warmwasserspeichers	%/Std
ϕ^{Solar}	Solarstrahlung	kW/m ²
τ	Zeitintervall der abgeänderten Normalverteilung	Std

Abbildungsverzeichnis

1.1	System des Einfamilienhauses mit Leistungsfluss (selbsterstellt, basierend auf [1])	2
2.1	Ablauf einer Kompressions-Wärmepumpe [2]	6
2.2	Stackelberg-Szenario (selbsterstellt, basierend auf [3])	12
3.1	Prinzip einer „Modellprädiktiven Regelung“ (selbsterstellt, basierend auf [4]) .	20
3.2	Struktur des Simulationstools (selbsterstellt)	24
3.3	Pseudocode des Hauptmoduls des Simulationstools (selbsterstellt)	25
3.4	Prinzip des regelbasierten Verfahrens (selbsterstellt, basierend auf [5])	26
3.5	Logik des RBCs (selbsterstellt)	28
3.6	Änderung des Simulationstools für den RBC (selbsterstellt)	28
4.1	Leistungsverläufe am NAP für den J_1 , RBC und J_2	34
4.2	Leistungsverläufe der Wärmepumpe und PV-Anlage für den J_1 , RBC und J_2	35
4.3	Raum- und Solltemperaturverläufe für den J_1 , RBC und J_2	35
4.4	Verläufe der Ladezustände für den J_1 , RBC und J_2	35
4.5	Histogramme der Leistung am NAP für den J_1 , RBC und J_2	36
4.6	Leistungsverläufe am NAP des perfekten MPCs und bei einem Fehler von $\eta = 1,01$ für die Last und die PV-Leistung	37
4.7	Leistungsverläufe am NAP für den J_2 Regler mit einem Fehler von $\eta = 1,02$ in der PV-Leistung und den RBC	40
4.8	Verläufe der Ladezustände bei fehlerhaften Prognosen durch Gleichverteilung des Warmwasserverbrauchs, der Solarstrahlung und der Außentemperatur	41

Tabellenverzeichnis

2.1	Vergleich der fünf betrachteten wissenschaftlichen Publikationen zum MPC und RBC	15
4.1	Werte der Parameter für die Simulation	31
4.2	minimaler und maximaler Fehler der Vorhersage in Abhängigkeit von η	32
4.3	Quartile der Gaußverteilung mit $\eta = 1,02$ und der Gleichverteilung von -5,44 bis 8,11	33
4.4	Ergebnisse der Kenngrößen pro Regelverfahren (19. und 20. April 2012)	34
4.5	Ergebnisse der Kenngrößen pro Regelverfahren (April 2012)	36
4.6	Ergebnisse der Kenngrößen der elektrischen Störgrößen mit $\eta = 1,01$	38
4.7	Ergebnisse der Kenngrößen der häuslichen Störgrößen mit $\eta = 1,01$	38
4.8	Ergebnisse der Kenngrößen der häuslichen Störgrößen bei fehlerhaften Vorhersagen durch Gleichverteilung	41
A.1	Ergebnisse der Kenngrößen der elektrischen Störgrößen mit $\eta = 1,01$	49
A.2	Ergebnisse der Kenngrößen der häuslichen Störgrößen mit $\eta = 1,02$	49
A.3	Ergebnisse der Kenngrößen bei fehlerhaften Vorhersagen der PV-Leistung mit $\eta = 1,02$	49
A.4	Ergebnisse der Kenngrößen bei fehlerhaften Vorhersagen der Solarstrahlung mit Gleichverteilung	50

1 Einleitung

Die effiziente Nutzung von erneuerbaren Energien hat vor allem in Deutschland eine besondere Bedeutung. Durch das Erneuerbare-Energien-Gesetz will die Bundesregierung die Energieanteile aus erneuerbaren Energien bis 2035 auf 55% bis 60% erhöhen [6]. Wird dieses Ziel überwiegend durch eine zentrale Energieproduktion erreicht, muss das Problem des Energietransports berücksichtigt werden. Bei der elektrischen Energieübertragung gehen ca. 5% der Leistung im Verteilnetz verloren [7]. Dadurch gewinnen dezentralen Erzeugungsanlagen, wie zum Beispiel private Photovoltaikanlagen, an Bedeutung und umgehen das Problem des Energietransports.

Ein weiteres Manko von erneuerbaren Energien sind jedoch auch die Spitzenlasten im Verteilnetz, die durch eine erhöhte Anzahl von erneuerbaren Energiequellen entstehen. Wenn eine Photovoltaikanlage eines privaten Haushalts mehr Leistung erzeugt, als die Lasten verbrauchen, wird keine Leistung von dem Verteilnetz benötigt und es wird überschüssige Leistung in das Verteilnetz eingespeist. Umgekehrt kommt es zu einer erhöhten Belastung des Verteilnetzes. Hinzu kommen starke Schwankungen der erzeugten Leistung, da sie abhängig von den Wetterbedingungen ist. Um die Spitzenlasten reduzieren zu können, muss die genutzte Leistung den Schwankungen der erzeugten Leistung angepasst werden, was mit dem Lastmanagement möglich ist [8]. Das Lastmanagement arbeitet mit verschiebbaren Lasten, die die benötigte Leistung variieren kann. Um eine zusätzliche Verschiebung zu ermöglichen, muss eine Speicherung der Energie vorhanden sein. Durch diese erhöhte Flexibilität der benötigten Leistung können die Spitzenlasten am Verteilnetz minimiert werden, was das Ziel der Betriebsführungsstrategien in dieser Arbeit ist.

In Abbildung 1.1 ist das System dargestellt, bei dem im Rahmen dieser Arbeit die Spitzenlasten minimiert werden sollen. Minimiert bedeutet dabei, dass so wenig Leistung wie möglich am Netzanschlusspunkt (NAP) mit dem Verteilnetz ausgetauscht wird und dass im Negativen wie auch im Positiven. Das gesamte System stellt den Energiefluss in einem Einfamilienhaus und dem Verteilnetz dar. Das Einfamilienhaus besteht aus Erzeugern, Verbrauchern und einem Speicher und wird am Netzanschlusspunkt über einen Regler gesteuert. Das System ist somit ein sogenanntes Mikronetz. Von besonderer Bedeutung ist dabei das Zusammenspiel zwischen der Wärmepumpe und dem Warmwasserspeicher. Die Wärmepumpe wandelt elektrische Leistung in thermische Leistung um und speist sie in den Warmwasserspeicher ein [2]. Die zur Verfügung stehende thermische Leistung aus dem Warmwasserspeicher kann zum Heizen und

für Warmwasser genutzt werden. Der Anteil benötigter Leistung für Warmwasser und Heizwärme am gesamten Verbrauch eines Haushalts beträgt im Durchschnitt in Deutschland 84% [9]. Durch diese enorme Rate liegt ein großes Potential in den thermischen Lasten, die durch die Wärmepumpe gedeckt werden können.

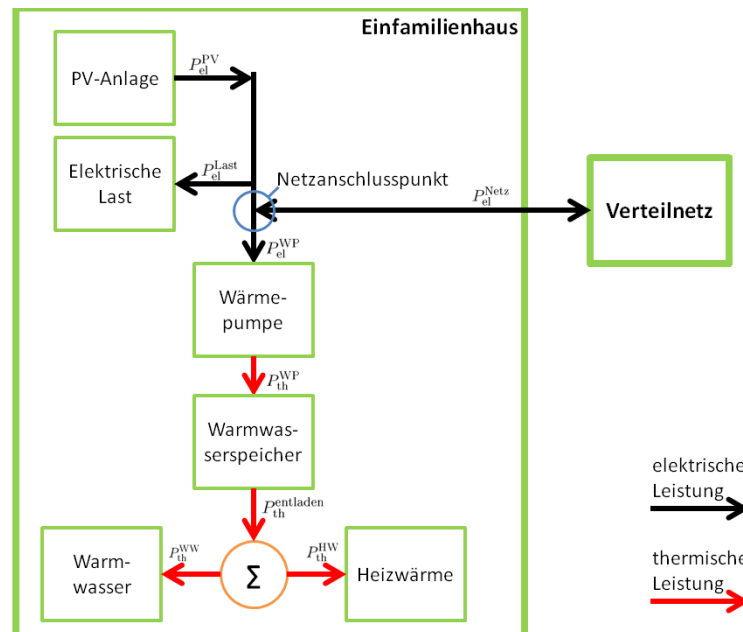


Abbildung 1.1: System des Einfamilienhauses mit Leistungsfluss (selbsterstellt, basierend auf [1])

Zur Regelung des Systems werden zwei unterschiedliche Betriebsführungsstrategien genauer betrachtet und anschließend verglichen. Zum Einen wird ein „Modellprädiktiver Regler“ (MPC) betrachtet, der mit prognostizierten Daten arbeitet und Optimierungsprobleme lösen kann. Zum Anderen wird ein regelbasiertes Verfahren (RBC) verwendet, das mit aktuellen Daten arbeitet, jedoch keine Optimierungsprobleme löst. Diese Regelungen minimieren die Spitzenlasten des Systems und werden zuerst bei fehlerfreien Prognosen des netzgeführten MPCs verglichen. Eine Untersuchung eines MPCs auf das für diese Arbeit verwendete System wurde bereits in der wissenschaftlichen Publikation [1] durchgeführt und es werden der netzgeführte und der wärmegeführte MPC zum Vergleich betrachtet, worauf diese Arbeit aufbaut. Der wärmegeführte MPC dient als „Worst-Case-Szenario“, um den RBC einordnen zu können. Da der netzgeführte MPC die verschiebbaren Lasten besser an die Erzeugungssituation anpasst als der RBC und dadurch die Spitzenlasten besser minimiert, wird ein Fehler in die Prognosen eingebaut, der sich zum Einen auf eine Gaußverteilung und zum Anderen auf eine Gleichverteilung bezieht. Durch diesen Fehler in den Störgrößen werden die Kenngrößen beeinflusst. Ziel ist es, den Einfluss der einzelnen Störgrößen auf das Lastmanagement bei einem variierbaren Fehler zu analysieren und den netzgeführten MPC mit dem RBC zu vergleichen. Dabei wird der Fehler bis zu einer maximalen Spannweite erhöht, sodass er sich auf einer Schwelle zum Unrealistischen befin-

det. Außerdem werden die unterschiedlich erzeugten Fehler durch Gauß- und Gleichverteilung miteinander verglichen.

Zusammenfassend ist das Ziel dieser Arbeit der Vergleich zwischen einem MPC und einem RBC bei variierenden Fehlern in den Vorhersagen der Störgrößen. Die Hauptbeiträge sind die Erstellung der Logik des RBCs, der Vergleich des RBCs mit dem wärmegeführten und dem netzgeführten MPC bei perfekten Vorhersagen, die Belastung der perfekten Daten durch einen Fehler mit Gauß- und Gleichverteilung und der Analyse der Auswirkungen der Störgrößen bei fehlerhaften Prognosen des netzgeführten MPCs im Vergleich zum RBC.

Als Erstes wird in Kapitel 2 das System mit seinen Komponenten erläutert und der aktuelle Stand der Technik thematisiert, indem mehrere wissenschaftliche Publikationen betrachtet werden. Hierbei werden verschiedene Systeme mit unterschiedlichen Strategien zum Lastmanagement erläutert und verglichen. Außerdem werden verschiedene Verfahren zu fehlerhaften Prognosen analysiert. Danach folgt die Erläuterung und Implementierung der MPCs und des RBCs in Kapitel 3. Bei den MPCs wird zuerst das Prinzip erläutert und anschließend die Implementierung des Simulationstools erklärt. Zusätzlich wird der Fehler berechnet und implementiert. Bei dem RBC wird dessen Logik auf Basis des Prinzips eines heuristischen Verfahrens erstellt und danach in dem Simulationstool ergänzend eingefügt. Als nächstes wird die Simulation in Kapitel 4 durchgeführt und ihre Ergebnisse dargestellt und ausgewertet. Zuerst werden die Ergebnisse von der Simulation über zwei Tage mit perfekten Vorhersagen ausgewertet, die anschließend mit der Simulation über einen Monat bestätigt werden. Danach werden erst die fehlerhaften Vorhersagen der Gaußverteilung für zwei Tage simuliert und die Ergebnisse pro Störgröße ausgewertet, bevor die Störgrößen bei fehlerhaften Vorhersagen der Gleichverteilung analysiert werden. In Kapitel 5 werden die Ergebnisse zusammengefasst und diskutiert. Als Letztes wird ein Ausblick über zukünftige Arbeiten in Kapitel 6 beschrieben.

2 Theoretische Grundlagen

Als theoretische Grundlagen dient eine detaillierte Erläuterung des Systems, sowie eine Erklärung der Funktionsweise der Kompressions-Wärmepumpe. Anschließend wird eine Literaturrecherche zum aktuellen Stand der Technik durchgeführt.

2.1 Erläuterung des Systems

Die Abbildung 1.1 zeigt das Mikronetz mit ihren Komponenten, das nun erläutert wird. Das Einfamilienhaus besteht aus zwei elektrischen Verbrauchern, den elektrischen Lasten und einer steuerbaren Kompressions-Wärmepumpe. Die elektrischen Erzeuger sind die Photovoltaikanlage (PV-Anlage) und das Verteilnetz, wobei das Verteilnetz auch als Verbraucher dienen kann. Zusätzlich gibt es, die Heizwärme und das Warmwasser als thermische Verbraucher. Durch Umwandlung der elektrischen Leistung in thermische Leistung mit der Wärmepumpe werden die thermischen Lasten gedeckt. Die genaue Funktionsweise der Wärmepumpe wird in Kapitel 2.1.1 erläutert. Durch Speicherung der thermischen Energie im Warmwasserspeicher wird die Wärmepumpe flexibler und kann sich der Erzeugungssituation anpassen. Die Steuerung der Lasten geschieht am Netzanschlusspunkt mithilfe eines Reglers, da dort das Verteilnetz und das Mikronetz interagieren.

2.1.1 Funktionsweise der Kompressions-Wärmepumpe

Der Ablauf der Kompressions-Wärmepumpe ist in Abbildung 2.1 dargestellt [2]. Die Wärmepumpe besteht aus einem Verdichter und einem Expansionsventil und verwendet in dem Kreislauf ein flüssiges Kältemittel, das bereits bei niedrigen Temperaturen verdampft. Durch das zugeführte Wärmemedium (Sole) aus der Erde, das die Erdwärme nutzt und dadurch eine relativ konstante Temperatur hat, wird das Kältemittel verdampft. Durch den mit elektrischer Leistung betriebenen Verdichter wird der Dampf durch Kompression erhitzt. Mit dem heißen Dampf wird das Wärmemedium (Wasser) erhitzt und das Kältemittel kühlt ab, bis es sich wieder in den flüssigen Zustand umwandelt. Der hohe Druck wird über das Expansionsventil verringert, wodurch sich das Kältemittel wieder im Ausgangszustand befindet. Bei Kompressions-Wärmepumpen ergibt sich ein großes Potential durch die Kombination des richtigen Kältemittels und der erzeugten Leistung für den Verdichter.

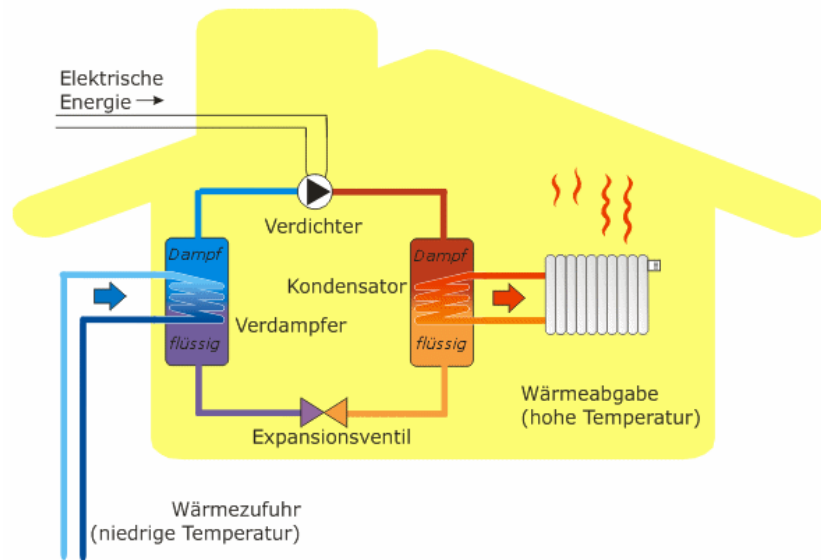


Abbildung 2.1: Ablauf einer Kompressions-Wärmepumpe [2]

2.2 Stand der Technik

Nachdem das System mit seinen Komponenten beschrieben wurde, wird in diesem Kapitel der aktuelle Stand der Technik erläutert. Zuerst werden fünf verschiedene wissenschaftliche Publikationen analysiert, die einen Vergleich zwischen MPC und RBC mit verschiedenen Systemen beinhalten, der zusätzlich tabellarisch dargestellt wird. Danach werden drei weitere wissenschaftliche Publikationen betrachtet, die den MPC auf unterschiedliche Prognosefehler untersuchen.

2.2.1 „Modellprädiktive Regler“ und regelbasierte Verfahren

Eine aktuelle wissenschaftliche Publikation [1] wird von dem Institut für Energiesysteme, Energieeffizienz und Energiewirtschaft der Technischen Universität Dortmund im Sommer 2016 veröffentlicht. Präsentiert wurde sie bereits von der „19th Power Systems Computation Conference“. In dieser wissenschaftlichen Publikation wird ein Simulationstool verwendet, das zum Vergleich des RBCs und der MPCs in dieser Arbeit abgeändert wird. Die gesamte Datenbank und das System wird für diese Arbeit genutzt. Es handelt sich um den Einsatz eines MPCs zur Optimierung des Lastmanagements eines privaten Mikronetzes. Da hier das System aus Abbildung 1.1 betrachtet wird, welches bereits im Kapitel 2.1 erklärt wurde, wird es an dieser Stelle nicht weiter erläutert. Ziel dieser wissenschaftlichen Publikation ist es, die Spitzenlasten des Systems zu minimieren, indem der MPC die Nutzung der PV-Anlage verbessert und außerdem den thermischen Komfort der Einwohner gewährleistet. Das heißt, dass die gewünschte Raumtemperatur annähernd erreicht werden soll. Dieses Optimierungsproblem wird klar definiert und gelöst, indem es durch eine Simulation dargestellt und bewertet wird. Der MPC wird auf der

Überwachungsebene genutzt und greift in die Komponenten PV-Anlage, Last, Wärmepumpe, thermische Speicherung, Warmwasser und Raumtemperatur ein.

Die Anwendung des MPCs wird mit drei unterschiedlichen Strategien durchgeführt. Es wird ein wärmegeführter Regler verwendet, der als Referenz dient und in dem die Abweichung der tatsächlichen Raumtemperatur von dem Sollwert betrachtet wird. Er besteht somit aus einem zu regelnden Faktor, bei dem der absolute Wert von Bedeutung ist. Des Weiteren werden ein linearer Regler (DR-L1) und ein quadratischer Regler (DR-L2) verwendet, die netzgeführt sind. Bei dem linearen Regler wird, zusätzlich zu dem Faktor des wärmegeführten Reglers, der elektrische Leistungsfluss am Netzanschlusspunkt zwischen Verteilnetz und Mikronetz betrachtet. Das ist die Differenz aus der aktuell erzeugten Leistung durch die PV-Anlage, die Last des Einfamilienhauses und die benötigte Leistung für die Wärmepumpe. Beide zu regelnde Faktoren werden gewichtet und auch hier ist der absolute Wert von Bedeutung. Die quadratische Regelung setzt sich genauso zusammen wie die lineare Regelung, nur dass jeweils das Quadrat der beiden Faktoren von Bedeutung ist und nicht der absolute Wert. Dieser Regler verringert die Spitzenlast am besten. Eine genauere Erläuterung der Vorgehensweise des Reglers DR-L2 und des wärmegeführten Reglers wird in Kapitel 3.1 durchgeführt, da sie für diese Arbeit verwendet werden.

Für die Simulation werden die Daten eines Einfamilienhauses mit 140m^2 und wenig thermischen Komfort betrachtet, das im Jahr 1990 gebaut wurde. Die Daten für das Wetter beziehen sich auf 30 Tage im April 2012 in Deutschland und der MPC prognostiziert die nächsten zwölf Stunden, wobei alle zehn Minuten eine neue Berechnung stattfindet. Zuerst werden nur zwei Tage betrachtet. Die Ergebnisse zeigen, dass sich bei dem quadratischen Regler eine klare und präzise Analyse über den Zeitraum ergibt und dass die Wärmepumpe sehr gut den Wärmeverbrauch des Haushaltes deckt. Außerdem passt sich die Wärmepumpe der Erzeugungssituation am besten an. Obwohl die tatsächliche Raumtemperatur vom Sollwert abweicht, sodass der thermische Komfort nur begrenzt gewährleistet wird, wird der Leistungsfluss verbessert, da die Spitzenlasten im System reduziert werden. Bei dem linearen Regler gibt es auch kleine Schwankungen zwischen den tatsächlichen Werten der Raumtemperatur und den Sollwerten. Außerdem ist der lineare Regler nicht flexibel genug, da das Be- und Entladen des thermischen Speichers schwerfälliger ist.

Wird nun der gesamte Zeitraum über die 30 Tage betrachtet, unterscheiden sich die Ergebnisse kaum. Die Spitzenwerte werden durch die quadratische Regelung am besten minimiert und der lineare Regler hat zu große Schwankungen im Ladevorgang des Speichers. Zusätzlich werden der Eigenverbrauch und die Autarkie betrachtet und mit dem Referenzwert des wärmegeführten Reglers verglichen. Der Eigenverbrauch der erzeugten Energie wird durch den quadratischen Regler um ca. 28% erhöht. Außerdem wird die benötigte Dauer zur Berechnung des quadratischen Reglers dargestellt. 75% der Berechnungen dauern weniger als eine Sekunde. Ein weiterer Spitzenwert liegt bei fast neun Minuten mit 20%. Das liegt am Abbruch der Berechnungen vor

dem Erreichen der zehn Minuten. Die Simulation arbeitet dann mit den bis dahin berechneten Werten.

Nicht betrachtet und bewertet wird die Sensitivität des MPCs, weil das Optimierungsproblem nur für die beschriebene Anfangssituation gelöst wird und keine unterschiedlichen Anfangssituationen getestet werden. Außerdem sollten die Unsicherheiten des MPCs untersucht werden, indem mit falsch prognostizierten Daten gearbeitet wird und diese mit einem regelbasierten Verfahren verglichen werden. Dieser Ausblick ist die Basis für das Thema dieser Arbeit. Die nächste wissenschaftliche Publikation wird analysiert, um Informationen zum Vergleich eines MPCs mit einem RBC zu erlangen.

Die wissenschaftliche Publikation [10] handelt von zwei Reglern, die in privaten Mikronetzen zur Steuerung der erneuerbaren Energieanlagen, der Lasten und der Energiespeicherung eingesetzt werden. Ziel ist es, die Energiekosten zu minimieren, indem die erzeugte Leistung der erneuerbaren Energieanlagen besser genutzt wird und die Verluste der Energiespeicherung verringert werden. Außerdem ist das Mikronetz an das Verteilnetz angeschlossen, wodurch der Kauf und Verkauf von Leistung mit einbezogen wird. Um dieses Optimierungsproblem zu lösen, werden zwei Regler verwendet. Zum Einen ein RBC, der mit aktuellen Daten der Last, der Erzeugung, des Strompreises und des Ladevorgangs der Speicherung arbeitet. Zum Anderen ein MPC, der anhand von prognostizierten Daten der Last und der Erzeugung eine gewisse Zeitspanne in die Zukunft schaut und die Kosten minimiert. Die zwei verschiedenen Varianten werden an einem chinesischen Bürogebäude mit erneuerbaren Energiequellen und Energiespeichersystemen getestet und bewertet.

Der RBC ist einfach, wenig flexibel und enthält keine Optimierung. Er besteht aus einem einfachen Algorithmus, der die Priorität zum Verbrauch der selbsterzeugten Leistung, sowie zur Deckung des eigenen Verbrauchs definiert. Außerdem wird das Laden und Entladen des Speichers und der Verkauf festgelegt.

Dagegen hat der MPC optimierende Techniken, da er die Prognosen von Last und Erzeugung eines festen Zeitraums betrachtet und bei jedem Zeitschritt eine neue Optimierung anhand von aktualisierten Daten berechnet. Dabei werden die schwankenden Energiepreise und die Speicherung berücksichtigt. Die Optimierung wird durch eine gemischt ganzzahlige lineare Programmierung durchgeführt. Der Algorithmus erhält als Input-Daten die Werte des Energiepreises, der Last und der Erzeugung. Damit löst er für den betrachteten Zeitraum das Optimierungsproblem, indem er die Kosten minimiert und diesen Vorgang für die aktualisierten Daten wiederholt.

Für die Simulation aus dem Jahr 2013 wird das chinesische Bürogebäude betrachtet, das eine PV-Anlage und eine Windkraftanlage zur Erzeugung der erneuerbaren Energien enthält. Die Lastdaten des Bürogebäudes sind vorhanden und zur Speicherung werden drei Hochleistungsbatterien benutzt. Die Tarifpreise für die Elektrizität sind gegeben und das Energiemanagement hat Zugriff auf alle Daten. Der MPC rechnet mit prognostizierten Daten aus den nächsten 15

Stunden und führt alle zehn Minuten neue Berechnungen durch. Zusätzlich werden die Verluste der drei Hochleistungsbatterien berücksichtigt, sowie der Leistungsfluss am Verteilnetz. Um die Simulation besser bewerten zu können, wird der Eigenverbrauch und die Autarkie definiert.

Die Ergebnisse zeigen, dass der MPC preis- und erzeugungsorientiert, und effizienter als der RBC ist. Außerdem hat er einen höheren Eigenverbrauch und niedrigere Kosten (2% geringer). Eine Sensitivitätsanalyse des betrachteten Zeitraums zeigt, dass die gewählten 15 Stunden am besten geeignet sind, da dort fallende Betriebskosten sind und die Prognosen trotzdem groß genug sind. Außerdem wird der Unterschied zwischen den vorhandenen Speichermöglichkeiten und keiner Speicherung dargestellt, wobei die drei Hochleistungsbatterien 5% der Kosten einsparen können.

Insgesamt können die zwei Regler schlecht miteinander verglichen werden, weil der RBC auf den Tarifpreisen der Leistung beruht. Hinzu kommt, dass die Investitionskosten für das gesamte System nicht berücksichtigt werden und das System aus festen Komponenten besteht, wodurch keine Flexibilität gewährleistet ist. Eine Abwandlung des Strompreises, der Speichermöglichkeiten oder der erneuerbaren Energieanlagen könnte eine genauere Bewertung ermöglichen. Diese wissenschaftliche Publikation hat Ähnlichkeiten zu dem Vorhaben in dieser Arbeit, da hier bereits ein Vergleich zwischen den beiden Strategien gezogen wird, mit dem Unterschied, dass ein anderes System betrachtet wird.

Eine weitere wissenschaftliche Publikation [11] analysiert das Lastmanagement eines sehr komplexen Systems mithilfe eines MPCs und vergleicht ihn mit einem RBC. Sie handelt von einem neuen, kontrollorientierten Konzept für ein Mikronetz, bei dem ein MPC eingesetzt wird. Das typische Mikronetz besteht aus Speichereinheiten, aus dezentralen Erzeugern, aus erneuerbaren Energiequellen und aus Lasten. Dabei sind die dezentralen Erzeuger fossile Energiequellen und somit steuerbar, im Gegensatz zu den erneuerbaren Energiequellen. Die Speichereinheiten sind dynamisch, da ein Laden und Entladen möglich ist. Bei den Lasten gibt es zwei unterschiedliche Arten. Auf der einen Seite gibt es die kritischen Lasten, welche auf jeden Fall gedeckt werden müssen. Auf der anderen Seite liegen die variablen Lasten vor, die kontrollierbar sind. Angeschlossen ist das System an das Verteilnetz und kann dort Energie ein- oder verkaufen. Ziel ist es, ein Optimierungsproblem im Sinne einer Planung zu lösen, wobei die Speicherung, die Lasten und der Leistungsfluss im Verteilnetz geregelt werden müssen. Es wird ein gemischt ganzzahliges lineares Problem definiert und durch die Minimierung der Betriebskosten gelöst.

Der MPC wird von einem Hauptregler durchgeführt, der den elektrischen Komponenten übergeordnet ist. Er legt die Sollwerte für die Energiequellen und für die Speicherung auf Basis von prognostizierten Daten fest. Dahinter befinden sich lokale Regler der fossilen Energiequellen und der Lasten, die die Einhaltung der Bezugsleistung garantieren. Die höchste Priorität im Hauptregler wird der Spannungsstabilität, der Qualität der Leistung und der Frequenz zugeordnet, und von den lokalen Reglern kontrolliert. Die Stabilität wird überprüft, indem festgesetzte Spannungsgrenzen nicht überschritten werden dürfen. Die Frequenz des Mikronetzes muss nah bei

der Frequenz des Verteilnetzes liegen. Der Hauptregler arbeitet mit dem langfristigen Verhalten des Systems, er ist somit empfindlich für schnelle Änderungen. Die Daten, die der Hauptregler erhält, sind die Speicherkapazität, die Netzeinschränkung, die Kapazität der erzeugten Leistung und der Strompreis. Der Profit wird durch den Hauptregler optimiert, indem er entscheidet, ob Energie gekauft oder verkauft wird. Dies entscheidet er anhand der erzeugten Leistung und des Strompreises. Zusätzlich ist in dem MPC ein Feedback-Mechanismus enthalten, bei dem die aktuellen Daten der erneuerbaren Energiequellen, der zeitlich veränderlichen Lasten und der zeitlich veränderlichen Strompreise für eine neue Berechnung zur Verfügung gestellt werden. Diese neue Berechnung findet nach einem regelmäßigen Zeitabschnitt wiederholt statt. Dadurch wird die Unsicherheit der prognostizierten Daten verringert.

Das Optimierungsproblem ist so definiert, dass die Kosten der eingekauften Energie und die Kosten der laufenden Energieerzeugung minimiert werden sollen. Hierfür werden in jedem Zeitabschnitt Informationen durch den Feedback-Mechanismus im MPC berechnet. Die Berechnungen enthalten Informationen über das Starten und Stoppen aller Erzeugungsanlagen, über die Produktion der Leistung zur Lastendeckung, über den Zeitpunkt des Ladens und Entladens der Speicherung und dessen Menge, über den Kauf und Verkauf an Energie und über einen Zeitplan. Das Optimierungsproblem kann somit durch eine gemischt ganzzahlige lineare Programmierung gelöst werden, die in dem MPC enthalten ist.

In der wissenschaftlichen Publikation wird die Simulation des kontrollorientierten Konzepts an einem komplexen System, bestehend aus einer PV-Anlage, vier fossilen Energiequellen, einer Batterie und Lasten, durchgeführt. Durchlaufen wird die Simulation und ein Labortest in Athen, Griechenland, an dem „Center for Renewable Energy Sources and Saving“. Dabei werden vier verschiedene Strategien verglichen. Zum einen wird ein RBC verwendet, welcher aus einem drei-Schritte-Algorithmus besteht. Zum anderen wird die Programmierung des MPCs auf drei verschiedene Arten abgeändert und zwar als offener Regelkreis, als geschlossener Regelkreis und als ideale Lösung, sodass die Vorhersagen exakt getroffen werden. Hinzu kommt eine weitere Simulation, bei dem das System abgeändert wird. In diesem Experiment enthält es zwei PV-Anlagen, eine Brennstoffzelle mit Batterie, eine zusätzliche separate Batterie und eine „Load Bank“, die die elektrische Lasten darstellt.

Die Ergebnisse der beiden Simulationen zeigen, dass der MPC im geschlossenen Regelkreis die Kosten am meisten reduziert. Sie zeigen aber auch, dass die anderen Varianten ebenfalls zur Kostenminimierung genutzt werden können. Arbeitet der MPC mit falsch prognostizierten Werten, ist eine Kostenminimierung trotzdem möglich. Eine genauere Untersuchung dieser Unsicherheiten durch die fehlerhaften Vorhersagen sollte durchgeführt werden. Zusätzlich zu der Simulation könnte eine Wärmerückgewinnung hinzugezogen werden, um das System zu erweitern. Durch diesen Vergleich der unterschiedlichen Strategien wird gezeigt, dass der RBC eine Möglichkeit der Kostenminimierung darstellt, auch wenn der MPC effektiver ist. Außerdem soll eine genauere Untersuchung von fehlerhaften Prognosen durchgeführt werden, was als Anreiz dieser

Arbeit dient, auch wenn sich das System in der wissenschaftlichen Publikation von dem betrachteten System dieser Arbeit unterscheidet. Als nächstes wird eine wissenschaftliche Publikation betrachtet, die eine sehr wirtschaftliche Sicht auf das Lastmanagement wirft.

Die wissenschaftliche Publikation [3] analysiert das Verhalten und das Zusammenspiel von Händlern und Verbrauchern an einem Spotmarkt und bezieht sich dabei auf das Potential einer Wärmepumpe. Durch eine erhöhte Anzahl an privaten Energiequellen wird die Unsicherheit im Verteilnetz erhöht, weil nur schwer Prognosen über die benötigte Leistung getroffen werden können und es dadurch zu größeren Schwankungen kommt. Um diesen Schwankungen entgegenzusteuern, wird der Energiepreis variiert und somit das Verhalten der Verbraucher beeinflusst. Bei niedrigeren Preisen wird eine größere Nachfrage erwartet. Hinzu kommt, dass viele Verbraucher ihre erzeugte Energie als Flatrate sehen und sie dadurch ineffizient einsetzen. In der wissenschaftlichen Publikation werden die privaten Erzeugungsquellen nicht näher mit einbezogen, dafür wird jedoch der Warmwasserspeicher betrachtet. Sie sorgen dafür, dass die Verbraucher flexibler am Energiemarkt handeln können, denn ihnen steht eine gewisse Kapazität durch die thermische Speicherung zur Verfügung, die für die Heizwärme und für das Warmwasser verwendet werden kann. Die Lasten der Verbraucher sind dadurch verschiebbar und flexibel und können für das Lastmanagement genutzt werden.

Ziel ist es, den Profit der Händler zu erhöhen und die Kosten der Verbraucher zu minimieren, indem auf das Stackelberg-Szenario zurückgegriffen wird. Das Zusammenspiel zwischen Spotmarkt, Händler und Verbrauchern ist in Abbildung 2.2 dargestellt. Das Stackelberg-Szenario ist ein strategisches Spiel der Wirtschaftswissenschaften, bei dem der Marktführer vor den Verfolgern eine Entscheidung trifft. Die Entscheidungen der Verfolger werden von dem Marktführer beeinflusst. Hier bezieht sich das Szenario auf den Spotmarkt Elspot, den größten Energiemarkt der Welt aus der nordisch-/baltischen Region. Auf einem Spotmarkt kann sehr kurzfristig eingekauft werden und die Vorhersagen der Preise beziehen sich nur auf einen Tag. Der Spotmarkt legt den Wert der Leistung anhand der Nachfrage der Händler fest. Die Händler verkaufen die Leistung für einen Preis, der sich aus dem festgelegten Preis des Spotmarktes ergibt, an die Verbraucher weiter. Somit bestimmt Elspot den Markt. Dagegen wird der Verbrauch von Leistung durch die Warmwasserspeicherung optimiert. Durch ein lineares Programm, welches mit den prognostizierten Daten des Spotmarktes arbeitet, wird das Laden der Speicherung geregelt. Es ist somit eine flexible Last zum Heizen, die jedoch den thermischen Komfort der Verbraucher nicht beeinflussen soll.

Simuliert werden die Händler, die Verbraucher, die Warmwasserspeicher und zusätzliche, unflexible Lasten der Verbraucher. Logisch ist, dass ein niedrigerer Energiepreis lukrativer für die Verbraucher und für die Händler ist. Diese Gegebenheit kommt von dem schwankenden Spotpreis, der die Kosten beeinflusst. Dadurch wird der Warmwasserspeicher besser eingesetzt und ein preisbasiertes Lastmanagement durchgeführt. Die Ungleichheiten des Verbrauchs von Leistung werden somit ausgeglichen. Der Profit der Händler wird in der Simulation deutlich

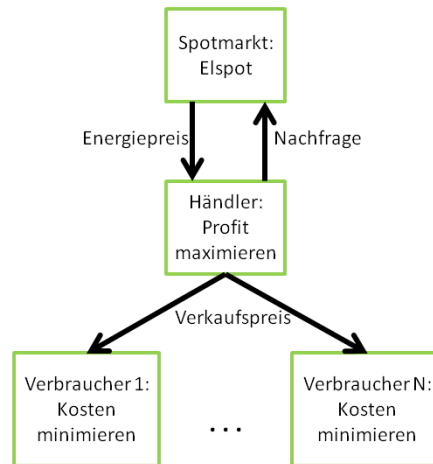


Abbildung 2.2: Stackelberg-Szenario (selbsterstellt, basierend auf [3])

gesteigert, weil sie die Leistung bei niedrigen Preisen am Spotmarkt einkaufen. Die Kosten der Verbraucher werden jedoch ebenfalls ein wenig angehoben anstatt sie zu senken. Das liegt an den Händlern, die abhängig von dem Spotmarkt sind und durch Unsicherheiten ihre berechneten Preise erhöhen.

Zur Verbesserung der Simulation muss die Kapazität des Ladevorgangs der Warmwasserspeicher begrenzt werden, weil eine Einspeisung von unendlich großer Leistung unrealistisch ist. Das hat zur Folge, dass die thermische Speicherung etwas eingeschränkt wird. Außerdem können die Daten des Spotpreises bequem über ein mobiles Netzwerk zugeschickt werden und müssen nicht im Programm implementiert werden. Durch dieses Szenario wird ein sehr wirtschaftlicher Blick auf das System geworfen, sowie das interessante Potential der Wärmepumpe verdeutlicht. Die Wirtschaftlichkeit ist wissenswert, wird für diese Arbeit jedoch nicht benötigt. Dagegen ist das Potential der Wärmepumpe und des Warmwasserspeichers von besonderer Bedeutung. Die letzte wissenschaftliche Publikation zum Vergleich verschiedener Strategien des Lastmanagements dient einzig und allein einem Blick in die Zukunft, indem ein Szenario aus beliebig vielen Mikronetzen dargestellt wird.

Die fünfte wissenschaftliche Publikation [12] handelt von einer dezentralen Lösung, die den Kommunikationsverkehr bei hoher Anzahl an Mikronetzen im Verteilnetz gering halten soll. Aufgrund von steigenden erneuerbaren Energiequellen am Verteilnetz müssen alle aktiven Teilnehmer berücksichtigt werden. Die bisher genutzten Quellen enthielten immer einen Hauptregler, der das Lastmanagement für sein System gesteuert hat. Bei einer hohen Anzahl von Mikronetzen, die an das Verteilnetz angeschlossen sind, müssen die Informationen der einzelnen

Lasten pro Mikronetz ausgetauscht werden, um eine Überlastung zu vermeiden. Im kritischen Fall der Überlastung können zwei verschiedene Lastmanagement-Varianten angewendet werden. Zum Einen das wertebasierte Programm, welches den Verbrauchern Geld bietet, damit sie ihre Lasten reduzieren und zum Anderen das preisbasierte Programm, bei dem der dynamische Preis steigt, je mehr das Netz belastet wird. Um den Austausch an Informationen zu bewältigen, wird hier eine dezentrale, dynamische Programmierung als Algorithmus verwendet, bei der jeweils nur die Mikronetz-Nachbarn untereinander kommunizieren. Dadurch wird der Datenverkehr gering gehalten.

Das Lastmanagement des jeweiligen Mikronetzes wird ebenfalls durch die dezentrale, dynamische Programmierung gesteuert. Dabei werden die Lasten minimiert, was letztendlich die Spitzenlasten im Verteilnetz reduziert, sowie auch die Kosten für die Verbraucher. Betrachtet werden alle Lasten, auf die die Programmierung zugreifen kann. Zu lösen ist somit ein sogenanntes Rucksackproblem. Nach Austausch der Informationen untereinander wird die gesamte Last berechnet und neu gesetzt, dabei wird mit aktuellen und nicht mit prognostizierten Daten gearbeitet.

Durch den geringen Datenverkehr werden zusätzlich Investitionen gespart, die durch den größeren Datenverkehr eines zentralen Hauptreglers nötig gewesen wären. Es können zwei Arten von Datenübertragung verwendet werden. Bei Haushalten empfiehlt sich eine kabellose Übertragung, da sich die Nachbarn in unmittelbarer Nähe befinden. In der Industrie kann die Übertragung per Kabel stattfinden, wenn die Reichweite der kabellosen Übertragung überschritten wird.

Simuliert wird der Algorithmus an einem 14-Bus System des IEEE. Es beinhaltet vierzehn Nutzer, die untereinander via GPRS (Funkdienst) kommunizieren und lokale Entscheidungen treffen. Zusätzlich wird ein Test mit beliebig vielen Nutzern durchgeführt und ein Vergleich zwischen einem zentralen Hauptregler und dem dezentralen, dynamischen Programm hinzugezogen. Bei dem Vergleich wird erzeugte Energie durch Windkraftträder verwendet, da diese große Schwankungen beinhalten. Das Ergebnis zeigt, dass das dezentrale Programm eine schnellere Lastreduzierung hervorruft als der zentrale Hauptregler, was an der schnellen Kommunikation liegt. Diese dezentrale Lösung wird zum ersten Mal verwendet und ist ein aktuelles Thema.

Die Simulation zeigt, dass die Strategie flexibel und robust ist. Flexibel aufgrund der implementierten dynamischen Anreize der Nutzer und Robust aufgrund einer stabilen Kommunikation. Echtzeit-Simulationen wurden noch nicht durchgeführt und sind in Zukunft empfehlenswert. Außerdem könnten zusätzlich zu den Daten der Windkraftträder noch PV-Anlagen und Speicherungen hinzugezogen werden und durch den Algorithmus koordiniert werden. Die Regelung wird für diese Arbeit nicht verwendet, da die Lasten mehrerer Systeme untereinander betrachtet werden und kommunizieren. Das Ziel ist das Gleiche wie in dieser Arbeit, aber es wird durch eine Lastenminimierung mit definiertem Rucksackproblem erreicht und nicht durch eine Spitzenminimierung. Diese aktuelle, neuartige Regelung dient einem „Blick über den Tellerrand“

und kann zu neuen Anregungen führen, vor allem wenn das Lastmanagement mehrerer Systeme geregelt werden soll.

2.2.2 Vergleich der MPCs und RBCs

In diesem Abschnitt werden die oben erläuterten wissenschaftlichen Publikationen anhand von Tabelle 2.1 verglichen. Dabei entspricht die Nummerierung der Publikationen den Nummern im Literaturverzeichnis. Durch diese Gegenüberstellung wird deutlich, dass es für die Steuerung von Mikronetzen am Verteilnetz verschiedene Varianten gibt, die sich jeweils auf Systeme mit unterschiedlichen Komponenten beziehen. Das betrachtete System dieser Arbeit aus Abbildung 1.1 wird in der wissenschaftlichen Publikation [1] verwendet und mit einem MPC gesteuert. Zwei weitere Systeme mit unterschiedlichen Komponenten in den wissenschaftlichen Publikationen [10] und [11] nutzen einen MPC und vergleichen ihn mit einem RBC. Nach aktuellem Stand gibt es einen solchen Vergleich für das vorhandene System aus Abbildung 1.1 nicht. In dieser Arbeit wird der eine Logik des RBCs erstellt, die aus das betrachtete System abgestimmt ist. Dieser RBC wird mit dem MPC aus [1] verglichen. Zusätzlich wird ein Fehler anhand einer Gauß- und Gleichverteilung implementiert, der die perfekten Daten des MPCs belastet. Dadurch werden einzeln die Störgrößen des Systems analysiert, indem die Auswirkungen auf die Kenngrößen untereinander und mit dem RBC verglichen werden.

2.2.3 MPCs mit Unsicherheiten

Nachdem die Unterschiede des MPCs und RBCs in den fünf wissenschaftlichen Publikationen dargestellt wurde, wird nun mit der Recherche der Fehlerprognosen begonnen. Dazu wird die wissenschaftliche Publikation [13] analysiert. Sie handelt von einem komplexen Mikronetz, bestehend aus einer Windkraft- und PV-Anlage, einem elektrischen und thermischen Speicher, elektrischen und thermischen Lasten, eine Kraft-Wärme-Anlage, einem Erhitzer und dem Netzanschlusspunkt zum Verteilnetz. Das Lastmanagement dieses Mikronetzes wird mit einem MPC gesteuert, der mit Vorhersagen über die erzeugte Leistung, den Lasten und dem Energiepreis arbeitet. Ziel ist es, die Energiekosten am Verteilnetz zu minimieren.

Da in dem Stand der Technik bereits unterschiedliche Systeme auf die Funktionsweise des MPCs überprüft wurden, wird in dieser wissenschaftlichen Publikation nur der Teil der fehlerhaften Vorhersagen betrachtet. Die perfekten Daten werden durch eine Gaußverteilung ergänzt und dadurch zu unsicheren Vorhersagen geformt. In der Simulation wird der MPC mit einer sogenannten „Vortag-programmierten“ Strategie verglichen, die zu Beginn des Tages ihre ein- und verkaufende Leistung anhand der perfekten Vorhersagen plant, ohne ein Feedback-Mechanismus und ein Optimierungsverfahren zu benutzen. Der Prädiktionshorizont des MPCs beträgt einen Tag und es werden jede halbe Stunde neue Berechnungen durchgeführt.

Tabelle 2.1: Vergleich der fünf betrachteten wissenschaftlichen Publikationen zum MPC und RBC

Ver- öffent- lichung	[1]	[10]	[11]	[3]	[12]
Jahr	2016	2015	2014	2014	2016
System	PV-Anlage, Wärmepumpe, Warmwasserspeicher, Einfamilienhaus	PV-Anlage, Windkraftanlage, 3 Batterien, Bürogebäude	2 PV-Anlagen, Brennstoffzelle mit Batterie, zusätzliche Batterie, „Load Bank“	Wärmespeicher, unflexible Lasten, Nordisch-/Baltischer Energiemarkt	14-bus System, Jeder Nutzer mit Last, Windenergie
Ziel	Spitzenminimierung	Kostenminimierung	Kostenminimierung	Kosten-/Spitzenminimierung	Lastenminimierung
Regelung	MPC	MPC und RBC	MPC und RBC	Stackelberg-Szenario und prognosebasierte, lineare Regelung (ähnelt MPC)	Algorithmus eines dezentralen und dynamischen Programms (ähnelt RBC)
Besonderheit	3 Varianten des MPCs (wärmegeführt und netzgeführt (linear und quadratisch)), 2-Tage und 30-Tage Test	Ein- und Verkauf von Energie am Verteilnetz, Vergleich zwischen MPC und RBC	Ein- und Verkauf von Energie am Verteilnetz, Vergleich zwischen MPC und RBC	Interaktion zwischen Spotmarkt, Händler und Verbrauchern, Potential der Wärmepumpe	Vergleich zwischen Hauptregler und dezentralem Programm, Datenverkehr gering halten, Test mit 14 Mikronetzen
Ausblick	Sensitivitätsanalyse, Unsicherheiten beachten	Investitionskosten einbeziehen, System abändern	Unsicherheiten beachten, Wärmerückgewinnung berücksichtigen	Preisinformation über GPRS verschicken, Lasten der Wärmespeicher begrenzen	Realer Test, PV-Anlage und Energiespeicher mit einbeziehen

Die Ergebnisse zeigen, dass die Kosten des MPCs bei perfekten Vorhersagen nur 62,39% der Kosten der „Vortag-programmierten“ Strategie betragen. Bei der Betrachtung der fehlerhaften Vorhersagen werden die Kosten beim MPC um 2,03% erhöht. Da die „Vortag-programmierte“ Strategie auch mit Vorhersagen arbeitet, steigen die Kosten bei fehlerhaften Prognosen um 19,2% an. Somit hat der Fehler einen viel größeren negativen Einfluss auf die „Vortag-programmierte“ Strategie als auf den MPC.

Durch diese wissenschaftliche Publikation werden die Energiekosten eines komplexen Systems durch den MPC minimiert. Die unsicheren Vorhersagen werden durch eine Gaußverteilung erzeugt. Diese Methode scheint vielversprechend zu sein, aber der Fehler kann nicht variiert werden. Interessant ist der Vergleich des MPCs und der „Vortag-programmierten“ Strategie in Abhängigkeit der fehlerhaften Vorhersagen. Der Unterschied zu dieser Arbeit ist jedoch, dass bei dem Vergleich des MPCs und des RBCs mit fehlerhaften Vorhersagen der RBC unabhängig von den Vorhersagen ist.

Die letzte wissenschaftliche Publikation [14], die für diese Arbeit erläutert wird, handelt von einem MPC, der die Energiekosten eines Gebäudes anhand des variierenden Energiepreises minimiert. Dabei unterscheidet sich das System vollständig von dem System dieser Arbeit, denn es enthält keine eigenen Erzeugungsanlagen und Speicherungen. Das System des Gebäudes besteht aus flexiblen elektrischen Lasten und steuerbaren thermischen Lasten. Die Lasten werden durch einen Regler des Energiemanagements des Gebäudes gesteuert (BEMC). Berücksichtigt werden die thermische Speicherung des Gebäudes und der bevorzugte thermische Komfort. Das System basiert nicht auf realen Daten. Es wird nur ein Modell dargestellt, weswegen auf die Analyse des Modells nicht weiter eingegangen wird. Dagegen wird der Abschnitt der Preisunsicherheiten genauer betrachtet, indem in die Prognosen des Energiepreises Fehler eingebunden werden.

Nachdem die Analyse überwiegend mit einer perfekten Vorhersage des Energiepreises durchgeführt wurde, wird nun eine Unsicherheit dieser Vorhersagen eingeführt. Die Unsicherheit setzt sich aus der perfekten Vorhersage und einer Verzerrung durch weißes Rauschen mit Gaußverteilung zusammen. Diese Unsicherheit ist über den Parameter η definiert und kann variiert werden. Zuerst wird die perfekte Vorhersage mit unterschiedlichen Fehlerstufen verglichen. Es wird deutlich, dass sich die Energiekosten des MPCs bei geringen Unsicherheiten ($\eta = 1, 1$) kaum von den Energiekosten der perfekten Vorhersagen unterscheiden. Bei größeren Unsicherheiten ($\eta = 1, 3$) steigen die Energiekosten des MPCs an. Ein weiterer Vergleich wird durch die unterschiedlichen Prädiktionshorizonte getroffen. Der Prädiktionshorizont wird von einer Stunde bis zwölf Stunden variiert. Es ist zu erkennen, dass ein mittlerer Prädiktionshorizont die Energiekosten am besten verringert. Dabei werden wiederum verschiedene Stufen der Unsicherheit des Preises berücksichtigt und es wird deutlich, dass der beste Prädiktionshorizont bei allen Fehlerstufen bei vier Stunden liegt.

Die Berechnung der fehlerhaften Vorhersagen des Energiepreises wird für diese Arbeit verwendet. Der Fehler in den Prognosen des Energiepreises kann auf die Störgrößen des Systems dieser Arbeit angewendet werden. Von besonderer Bedeutung ist dabei, dass die fehlerhaften Prognosen variierbar sind.

3 Erläuterung und Implementierung des MPCs und RBCs

Dieses Kapitel dient der Erläuterung des „Modellprädiktiven Reglers“ und des regelbasierten Verfahrens. Zuerst werden die Prinzipien der jeweiligen Strategien beschrieben. Danach wird spezieller auf die hier verwendeten Regler eingegangen. Zur Simulation werden beide Strategien in der Programmiersprache Python programmiert. Das Tool für die Simulation der „Modellprädiktiven Regelung“ wird von dem Institut für Energiesysteme, Energieeffizienz und Energiewirtschaft der Technischen Universität Dortmund zur Verfügung gestellt, da dieses Modell aufgrund von [1] bereits vorhanden ist. Ergänzt wird die Implementierung der fehlerhaften Prognosen für den MPC. Das regelbasierte Verfahren wird in dem vorhandenen Tool neu implementiert.

3.1 Erläuterung der „Modellprädiktiven Regelung“

Das Prinzip eines MPCs wird in Abbildung 3.1 dargestellt, die aus dem Buch [4] hergeleitet wurde. Die X-Achse stellt die Zeit dar und die Y-Achse markiert den aktuellen Zeitpunkt k . Es ist zu erkennen, dass die Stellgröße die variable Größe ist, und dass die prädizierte Größe von der Stellgröße abhängig ist. In dieser Arbeit werden zwei Stellgrößen verwendet, da der Regler aus zwei Faktoren besteht. Eine genaue Definition der Optimierungsfunktion inklusive Nebenbedingungen ist in Kapitel 3.1.1 zu finden. Die zwei Stellgrößen sind der elektrische Verbrauch durch die Wärmepumpe P_{el}^{WP} und die entladene thermische Leistung des Warmwasserspeichers $P_{th}^{entladen}$. Die dadurch prädizierten Größen sind die resultierende elektrische Leistung am Netzanschlusspunkt (NAP) P_{el}^{Netz} und die tatsächliche Raumtemperatur T^{Raum} . Die Leistung am NAP setzt sich aus der Differenz der auftretenden elektrischen Leistungen zusammen, somit aus der Leistung der Wärmepumpe P_{el}^{WP} , der PV-Anlage P_{el}^{PV} und der Last P_{el}^{Last} . Steuerbar ist dabei jedoch nur die Leistung der Wärmepumpe, welche direkt die Leistung am NAP beeinflusst. Über einen Prädiktionshorizont N_p blickt der MPC in die Zukunft und berechnet die prädizierten Größen, indem er die variablen Stellgrößen anhand von Prognosen steuert und somit das Optimierungsproblem löst. Dadurch nähern sich die zu regelnde Größen den vorgegebenen Sollwerten an. Die Sollwerte sind zum Einen die minimale Leistung am NAP $P_{el}^{Netz, \min}$ und zum Anderen die Solltemperatur T^{Soll} . Die Berechnungen wiederholen sich mit dem Zeitintervall Δt in dem betrachteten Prädiktionshorizont in bestimmten Abtastschritten

$k \in \{0, \dots, N_p\}$, damit aktuelle Vorhersagen mit einbezogen werden. Das wird durch den Verlauf der prädizierten Größen mit Stelleingriff (grün) verdeutlicht. Ohne Stelleingriff bedeutet, dass keine neuen Berechnungen in den Zeitabschnitten durchgeführt werden. Dadurch werden die Sollwerte schlechter erreicht, was durch den Verlauf der prädizierten Größen ohne Stelleingriff (blau) verdeutlicht wird.

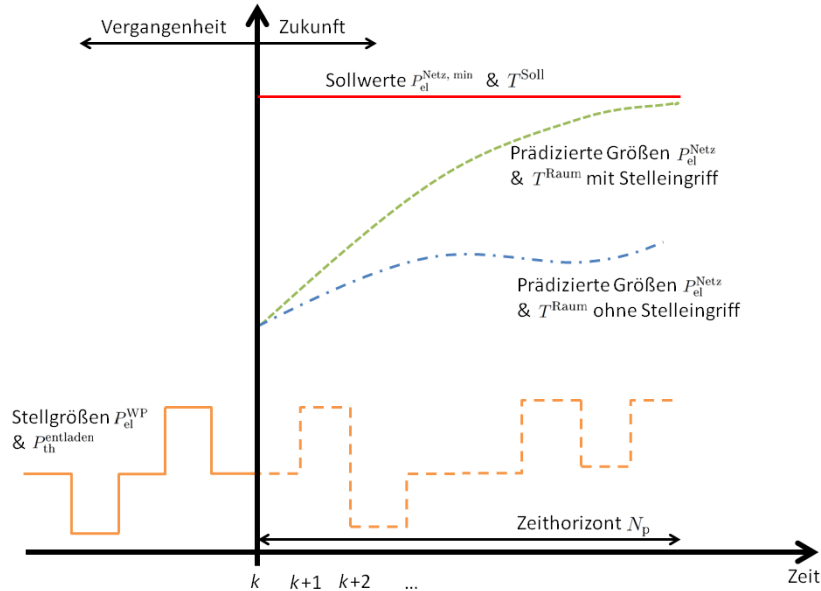


Abbildung 3.1: Prinzip einer „Modellprädiktiven Regelung“ (selbsterstellt, basierend auf [4])

3.1.1 Definition der Nebenbedingungen und der Optimierungsfunktion

Nachdem nun das allgemeine Prinzip eines MPCs erläutert wurde, kann spezieller auf den MPC eingegangen werden, der in [1] benutzt wird. Dafür werden zuerst die Nebenbedingungen des Optimierungsproblems erstellt, indem die Wärmepumpe, das thermische Verhalten des Einfamilienhauses und der Warmwasserspeicher definiert werden. Bei der Wärmepumpe wird elektrische Leistung P_{el}^{WP} in thermische Leistung P_{th}^{WP} umgewandelt, wie bereits in Kapitel 2.1.1 erklärt wurde. In Gleichung 3.1 wird die thermische Leistung über den Koeffizienten COP berechnet.

$$P_{th}^{WP} = P_{el}^{WP} \cdot COP \quad (3.1)$$

Das thermische Verhalten des Einfamilienhauses ist in Gleichung 3.2 dargestellt und beschreibt die Temperatur des Mediums T_{k+1}^m , genauer gesagt den Hitze-Stau im Haus (Temperatur der Wände und Böden), und die Raumtemperatur T_{k+1}^{Raum} . Diese Temperaturen ergeben sich aus den aktuellen Temperaturen (T_k^m und T_k^{Raum}) und zusätzlich durch die Außentemperatur $T_k^{außen}$, die Leistung der Heizwärme $P_{th,k}^{HW}$ und die Solarstrahlung ϕ_k^{Solar} . Die Matrizen A und B enthalten

physikalische Angaben zu dem Einfamilienhaus und werden hier nicht weiter erläutert, können aber in [1] nachgelesen werden.

$$\begin{bmatrix} T_{k+1}^m \\ T_{k+1}^{\text{Raum}} \end{bmatrix} = A \cdot \begin{bmatrix} T_k^m \\ T_k^{\text{Raum}} \end{bmatrix} + B \cdot \begin{bmatrix} T_k^{\text{außen}} \\ P_{\text{th}, k}^{\text{HW}} \\ \phi_k^{\text{Solar}} \end{bmatrix} \quad (3.2)$$

Die zur Verfügung stehende Energie im Warmwasserspeicher wird über den Ladezustand LZ beschrieben, der den aktuellen Stand der gespeicherten Energie definiert (Gleichung 3.3), indem $LZ \in [0, 100]$ ist. Dabei berechnet sich der neue Ladezustand LZ_{k+1} über den alten Ladezustand LZ_k mit einem Koeffizienten η^{sE} , der die selbstständige Entladung beschreibt (auf Dauer geht Wärme verloren). Hinzu kommt der Einfluss der hinzugefügten Leistung $P_{\text{th}, k}^{\text{laden}}$ und der abgegebenen Leistung $P_{\text{th}, k}^{\text{entladen}}$, die über einen Koeffizienten K^{SP} aus Gleichung 3.4 in prozentuale Energie umgerechnet werden kann. Dabei ist Kap^{SP} die maximale Kapazität des Warmwasserspeichers und Δt der Abtastzeitpunkt. Die hinzugefügte Leistung ergibt sich in Gleichung 3.5 aus der zur Verfügung gestellten thermischen Leistung der Wärmepumpe $P_{\text{th}}^{\text{WP}}$, inklusive Koeffizienten des Ladens η^{laden} . Die abgegebene Leistung aus dem Speicher wird mit Gleichung 3.6 über den Leistungsverbrauch an Warmwasser $P_{\text{th}, k}^{\text{WW}}$ und Heizwärme $P_{\text{th}, k}^{\text{HW}}$ mit dem Koeffizienten des Entladens η^{entladen} berechnet.

$$LZ_{k+1} = LZ_k \cdot \eta^{\text{sE}} + (P_{\text{th}, k}^{\text{laden}} - P_{\text{th}, k}^{\text{entladen}}) \cdot K^{\text{SP}} \quad (3.3)$$

$$K^{\text{SP}} = \frac{\Delta t}{60 \cdot Kap^{\text{SP}}} \cdot 100 \quad (3.4)$$

$$P_{\text{th}, k}^{\text{laden}} = P_{\text{th}, k}^{\text{WP}} \cdot \eta^{\text{laden}} \quad (3.5)$$

$$P_{\text{th}, k}^{\text{entladen}} = \frac{P_{\text{th}, k}^{\text{WW}} + P_{\text{th}, k}^{\text{HW}}}{\eta^{\text{entladen}}} \quad (3.6)$$

Des Weiteren werden noch zwei Beschränkungen benötigt. Zum Einen wird die Leistung der Wärmepumpe begrenzt, und zum Anderen der Ladezustand des Warmwasserspeichers. Das ist nötig, weil die Wärmepumpe nicht mit unendlich hoher elektrischer Leistung betrieben werden kann und weil der Warmwasserspeicher begrenzte Kapazitäten hat. Hinzu kommt, dass keine negativen Werte möglich sind. Die erlaubte Leistung für die Wärmepumpe ist durch Ungleichung 3.7 definiert, wobei b_k das Ein-/und Ausschalten der Wärmepumpe beschreibt ($b_k \in \{0, 1\}$). Der Ladezustand des Warmwasserspeichers wird mit Ungleichung 3.8 definiert, indem dem aktuellen Ladezustand ein Maximum LZ^{max} und ein Minimum LZ^{min} gesetzt wird. Beim Erreichen des

Maximums ist der Warmwasserspeicher vollständig geladen und beim Erreichen des Minimums ist keine Energie gespeichert.

$$b_k \cdot P_{\text{el}}^{\text{WP}, \min} \leq P_{\text{el}, k}^{\text{WP}} \leq b_k \cdot P_{\text{el}}^{\text{WP}, \max} \quad (3.7)$$

$$LZ^{\min} \leq LZ_k \leq LZ^{\max} \quad (3.8)$$

Da nun alle Nebenbedingungen definiert sind, werden die Funktionen des MPCs erstellt. In [1] werden drei verschiedene MPCs benutzt, damit ein Vergleich der einzelnen Regler möglich ist. Da in dieser Arbeit ein Vergleich zwischen einem MPC und einem RBC vorgesehen ist, werden nur zwei der drei Regler benötigt. Als Referenz wird der wärmegeführte Regler gewählt, der in Gleichung 3.9 als J_1 definiert ist und den thermischen Komfort gewährleistet. Dies geschieht, indem die Differenz des aktuellen Istwertes der Raumtemperatur von dem Sollwert der Raumtemperatur über den gesamten Prädiktionshorizont berechnet wird.

$$J_1 = \left(\sum_{k=1}^{N_p} |T_k^{\text{Soll}} - T_k^{\text{Raum}}| \right) \quad (3.9)$$

Zusätzlich wird der quadratische Regler (DR-L2) gewählt, da er das größte Potential zur Spitzenminimierung hat. Definiert wird der DR-L2 als J_2 in Gleichung 3.10. Dabei ist $P_{\text{el}, k}^{\text{PV}}$ die aktuell genutzte Leistung der PV-Anlage, $P_{\text{el}, k}^{\text{Last}}$ die aktuell verbrauchte Leistung durch elektrische Lasten und $P_{\text{el}, k}^{\text{WP}}$ die aktuell verbrauchte elektrische Leistung an der Wärmepumpe. Betrachtet werden die elektrischen Leistungen im gesamten Prädiktionshorizont. Die Differenz der Leistungen wird quadriert. Der zweite Faktor in Gleichung 3.10 entspricht dem wärmegeführten Regler, der als Ergänzung ebenfalls quadriert wird. Gewichtet werden beide Faktoren mit α und β . Der erste Faktor der J_2 Funktion minimiert die Spitzenlasten des Systems. Durch den einstellbaren Verbrauch der Wärmepumpe kann der Leistungsfluss gering gehalten werden, wobei sowohl negative als auch positive Leistungen über das Quadrat berücksichtigt werden. Bei einem negativen Ergebnis innerhalb der Differenz muss mehr Leistung am NAP zur Verfügung gestellt werden oder der Verbrauch der Wärmepumpe verringert werden. Bei einem positiven Ergebnis kann der Verbrauch der Wärmepumpe erhöht werden. Der zweite Faktor gewährleistet den thermischen Komfort des Einfamilienhauses, indem die Differenz zwischen Solltemperatur und Raumtemperatur minimiert wird. Auch hier werden Abweichungen in beide Richtungen durch das Quadrat betrachtet.

$$J_2 = \alpha \left(\sum_{k=1}^{N_p} (P_{\text{el}, k}^{\text{PV}} - P_{\text{el}, k}^{\text{Last}} - P_{\text{el}, k}^{\text{WP}})^2 \right) + \beta \left(\sum_{k=1}^{N_p} (T_k^{\text{Soll}} - T_k^{\text{Raum}})^2 \right) \quad (3.10)$$

3.1.2 Implementierung des Simulationstools

Damit der beschriebene MPC simuliert werden kann, wird mit dem existierenden Tool vom Institut für Energiesysteme, Energieeffizienz und Energiewirtschaft der Technischen Universität Dortmund gearbeitet. Zur Erläuterung des Tools dient zum einen die Struktur in Abbildung 3.2 und der Pseudocode des Hauptmoduls in Abbildung 3.3.

Das Tool ist eine objektorientierte Programmierung, das mit Klassen unterschiedlicher Stufen arbeitet, die ihre Eigenschaften vererben können. Auf welcher Stufe sich welche Klasse befindet, wird hier nicht weiter erläutert. Lediglich eine Beschreibung der Funktionsweise und der Struktur des Tools werden benötigt. Als erstes werden die im Tool genutzten Daten als Klassen implementiert, die auf eine Datenbank zugreifen. In der Datenbank befinden sich reale Informationen zum Wetter und zum Verbrauch eines Einfamilienhauses über das gesamte Jahr 2012 in Deutschland. Die Daten werden so implementiert, dass die zu betrachtende Zeit aus dem Zeitraum wählbar ist. In einer Klasse wird zuerst immer die Methode der Initialisierung mit ihren Parametern definiert. Zusätzlich wird den privaten Attributen ein Zugriff zum Lesen und Schreiben erteilt. Anschließend können weitere Methoden speziell für die betrachtete Klasse definiert werden, die ihre eigenen Anweisungen haben. Das ist der allgemeine Aufbau einer Klasse in der Programmiersprache Python.

Nun werden alle Elemente des Systems, wie zum Beispiel die Wärmepumpe oder die PV-Anlage, als einzelne Klassen erstellt. Jedes Element erbt Angaben zu seinen Informationen über die Klasse der Daten und erhält ergänzend unterschiedliche Methoden, die auf jedes Element abgestimmt sind. Als nächstes werden alle benötigten Elemente über die Klasse der Komponente durch Vererbung zusammengefügt, wodurch das gesamte System definiert ist. Hinzu kommt eine Klasse des Typs der Komponenten, die hier das Gebäude ist. Hier werden Methoden zur Initialisierung und zum Setzen der Werte definiert, auf den der MPC zugreift. Zusätzlich werden der Prädiktionshorizont und die Abtastintervalle benutzt. In Unterklassen der Komponenten befinden sich die Formeln der verschiedenen MPC Strategien, die den Optimierer darstellen. Diese können mit einem Befehl aufgerufen werden, indem ein spezielles Paket importiert wird, das Optimierungsprobleme lösen kann. Das Lösen des Optimierungsproblem findet in dem sogenannten „ILOG CPLEX“ statt, in der auch die Zeit der Berechnung begrenzt und eine Error-Ausgabe erstellt wird, falls der Optimierer fehlerhaft ist.

Eine weitere Klasse sind die Störungen, die alle Größen beinhaltet, die einen Einfluss auf das System haben. Es handelt sich um die elektrische Last, die erzeugte Leistung der PV-Anlage, den Warmwasserverbrauch, die Außentemperatur und die Solarstrahlung. Da alle Daten bereits bekannt sind, wird vorerst auf eine perfekte Vorhersage der Störgrößen zugegriffen. Die Berechnung der fehlerhaften Vorhersagen müssen in dem vorhandenen Simulationstool noch implementiert werden, was in Kapitel 3.1.3 geschieht. Die Ergebnisse werden in einer eigenen Klasse definiert und können durch eine Methode der Visualisierung graphisch dargestellt werden. Nun

werden die Komponente, die Störungen, die Ergebnisse und der Optimierer in der Klasse MPC zusammengefügt, die die Methode „runMPC“ enthält. Durch diese Methode wird das Vorgehen und die Dauer des MPCs definiert. Außerdem wird die benötigte Dauer des Berechnens (*CPU*) gemessen und eine Tabelle der Ergebnisse ausgegeben.

Das Hauptmodul kann auf alle genannten Klassen mit ihren Methoden zugreifen und wird zum Starten des Programms benötigt. Die Ergebnisse werden tabellarisch ausgegeben und können über die definierten Befehle graphisch dargestellt werden. Wie das Hauptmodul funktioniert, wird in dem Pseudocode in Abbildung 3.3 erläutert. Das Zeitintervall ist Δt , der Abtastschritt ist k und der Prädiktionshorizont ist N_p .

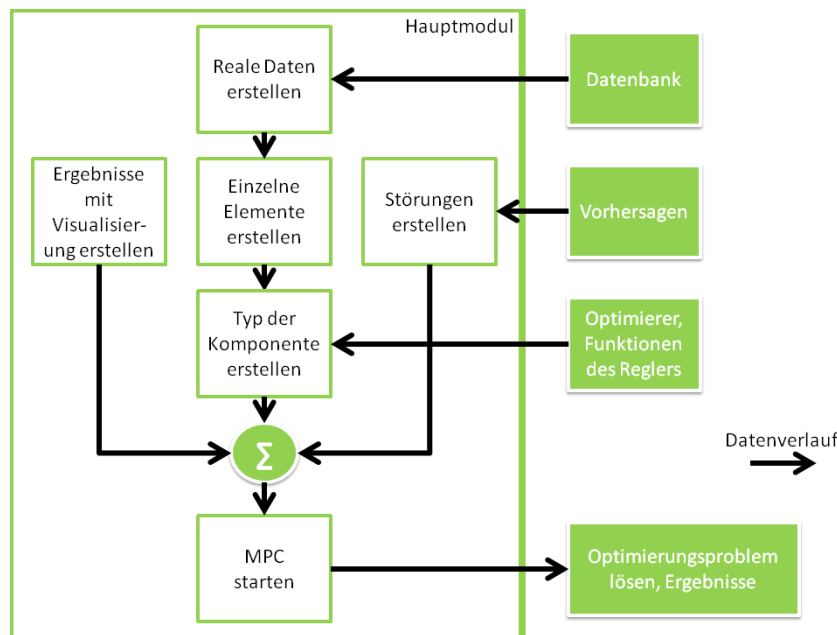


Abbildung 3.2: Struktur des Simulationstools (selbsterstellt)

3.1.3 Berechnung der fehlerhaften Prognosen des MPCs

Um das Simulationstool zu vervollständigen, werden in diesem Abschnitt die fehlerhaften Prognosen berechnet und implementiert. Dazu werden die perfekten Daten der Störungen mit einem Fehler addiert, der sich aus der Normalverteilung ergibt. Das Vorgehen wird aus der wissenschaftliche Publikation [14] verwendet. Die Formel der Wahrscheinlichkeitsdichtefunktion der Normalverteilung ist in Gleichung 3.11 zu sehen, dabei ist τ die Zeit, μ der Erwartungswert und σ die Standardabweichung. die Standardabweichung wird durch η^τ ersetzt und der Erwartungswert ist 0. Daraus ergibt sich die Gleichung 3.12. Der Faktor η ist wählbar und beeinflusst die Fehlerstärke. Betrachtet wird τ von 1 bis $N_p - 1$, weil die erste Prognose perfekt ist, denn dort stehen die aktuelle Daten zur Verfügung und dadurch wird eine fehlerhafte Prognose nicht mit einbezogen.

- Importieren von Daten, Elementen, Komponente, MPC und Störungen
- Programm starten:
 - Abfrage nach Startzeitpunkt
 - Eingabe des Nutzers
 - Abfrage nach Endzeitpunkt
 - Eingabe des Nutzers
 - Werte für Zeitintervall, Abtastschritt und Zeithorizont festlegen
 - ✓ Arbeitszeit des Reglers definiert
- Elemente mit Daten der betrachteten Arbeitszeit laden
- Regler durch definierte Namen auswählen
- Regler einstellen
 - Werte für Alpha, Beta und Lambda festlegen (Gewichtung)
 - Delta_o auswählen (ermöglicht Ergänzungen in der Formel)
- Störungen mit Daten und Vorhersagen abrufen
- Komponenten mit Daten abrufen
- MPC mit Daten abrufen
- Ergebnisse durch Ausführen des MPCs erstellen
 - Ergebnisse tabellarisch ausgeben

Abbildung 3.3: Pseudocode des Hauptmoduls des Simulationstools (selbsterstellt)

$$f(\tau) = \frac{1}{\sigma \cdot \sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\tau-\mu}{\sigma}\right)^2} \quad (3.11)$$

$$f(\tau) = \frac{1}{\eta^\tau \cdot \sqrt{2\pi}} \cdot e^{-\frac{1}{2}\left(\frac{\tau}{\eta^\tau}\right)^2} \quad (3.12)$$

Die perfekten Vorhersagen werden mit k_τ implementiert, die fehlerhaften Vorhersagen mit k'_τ . Gleichung 3.13 zeigt die falschen Prognosen, die sich aus den perfekten Daten und einem Fehler δ_τ zusammensetzen. Der Fehler ist dabei proportional zur abgeänderten Normalverteilung ($\delta_\tau \sim f(\tau)$) aus Gleichung 3.11. Es ergibt sich ein zufälliger Fehler, der abhängig ist von η .

$$k'_\tau = k_\tau + \delta_\tau \quad (3.13)$$

Implementiert wird die Berechnung des Fehlers in der Klasse der Störungen im Simulationstool. Hier kann nun zwischen einer perfekten Vorhersage und einer fehlerhaften Vorhersage für die Störgrößen unterschieden werden. Durch eine Funktion des Programms wird der Fehler nach dem Zufallsprinzip berechnet. Beachtet wird, dass bei den Störgrößen alle Leistungen und auch die Solarstrahlung nicht negativ werden können, sondern minimal 0. Nur die Außentemperatur darf negativ werden. In der Simulation werden alle einzelnen Störgrößen mit fehlerhaften Prognosen betrachtet, um die Auswirkungen einzelner Störgrößen analysieren zu können.

3.2 Erläuterung des regelbasierten Verfahrens

Das Prinzip des regelbasierten Verfahrens wird mithilfe von [15] für diese Arbeit erläutert. Ein regelbasiertes Verfahren arbeitet, wie der Name schon sagt, mit festgelegten Regeln. Diese Regeln sind aufgebaut mit der Struktur, dass erst nach einer Bedingung gefragt wird und danach eine Arbeitsanweisung ausgeführt wird. Es ist somit eine Wenn-Dann-Struktur, bei der nach Erfüllung der Bedingung eine andere Arbeitsanweisung durchgeführt wird als bei Verletzung der Bedingung.

Ein regelbasiertes Verfahren löst kein Optimierungsproblem und arbeitet auch nicht mit prognostizierten Daten, wie es bei dem MPC der Fall ist. Nach diesem Prinzip wurde in [5] ein regelbasiertes Verfahren entwickelt, das netz- und wärmegeführt ist. In Abbildung 3.4 ist der Regler mit seinen Wenn-Dann-Funktionen dargestellt. Der Regler dient als Referenz für die Erstellung des RBCs in dieser Arbeit, da bereits ein Strom-Wärmesystem mit PV-Anlage und Wärmepumpe betrachtet wird.

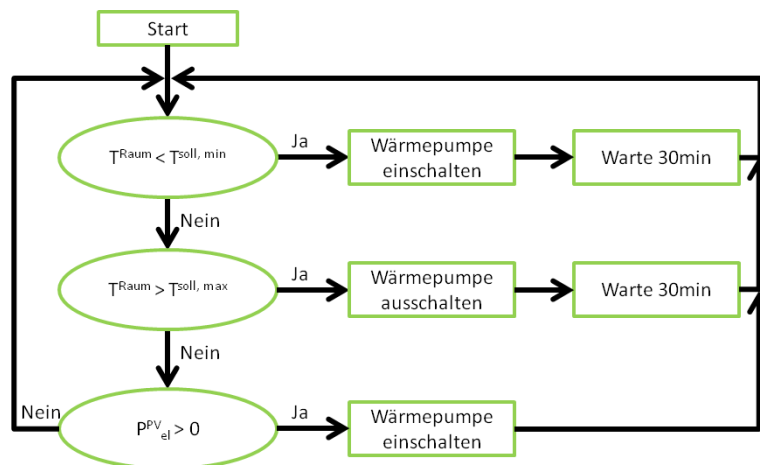


Abbildung 3.4: Prinzip des regelbasierten Verfahrens (selbsterstellt, basierend auf [5])

3.2.1 Erstellung der Logik

Das regelbasierte Verfahren aus Abbildung 3.4 wird abgeändert, damit es zu dem System aus Abbildung 1.1 und zu dem MPC aus dieser Arbeit passt. Alle vorgenommenen Änderungen werden nun erläutert und ergeben die Logik des RBCs in Abbildung 3.5, die zur Implementierung in das Simulationstool verwendet wird. Als erstes muss dauerhaft Energie im Warmwasserspeicher zur Verfügung stehen, damit ein Warmwasserverbrauch und ein Heizvorgang jederzeit möglich

ist. Dies geschieht durch das Laden des Warmwasserspeichers über die Wärmepumpe, unabhängig von den elektrischen Lasten und der erzeugten Leistung der PV-Anlage. Danach wird gewährleistet, dass sich die Last der Wärmepumpe an die erzeugte Leistung der PV-Anlage anpasst, solange sich die Leistung der PV-Anlage im Bereich der Wärmepumpe befindet. Das wird durch die Begrenzung aus Gleichung 3.7 beachtet. Falls die PV-Anlage mehr Leistung einspeist als die Wärmepumpe verbrauchen kann, wird die Wärmepumpe mit der maximalen Leistung betrieben und die restliche Leistung der PV-Anlage wird für die elektrische Last genutzt. Überschüssige PV-Leistung wird immer für die elektrische Last genutzt, wodurch die Leistung am Netz reduziert wird. Falls die PV-Anlage weniger Leistung erzeugt, als die niedrigste Stufe der Wärmepumpe benötigt, wird die Last am NAP betrachtet. Wird hier ein Limit der Last überschritten, wird die Wärmepumpe ausgeschaltet, damit keine zusätzliche Last am NAP anliegt und die niedrig erzeugte Leistung der PV-Anlage die Lasten am NAP verringert. Durch diese Abänderungen wird das Lastmanagement durchgeführt.

Hinzu kommt die Betrachtung des thermischen Komforts, die aus Abbildung 3.4 kaum abgeändert wird. In dieser Arbeit wird lediglich die Taktung der Wärmepumpe vernachlässigt, ansonsten kann die Regelung der Raumtemperatur beibehalten werden. Außerdem wird der Warmwasserverbrauch mit einbezogen, indem die Summe der Leistungen aus Heizwärme und Warmwasser die gespeicherte Energie entlädt. Zu guter Letzt wird der Ladezustand des Warmwasserspeichers aktualisiert, indem die ladende und entladende Leistung berücksichtigt wird. Durch Hochsetzen des Zeitschritts wird diese Abfolge rekursiv durchgeführt, bis der Endzeitpunkt erreicht ist. Anschließend wird die Logik des RBCs in das Simulationstool implementiert.

3.2.2 Implementierung des RBCs in das Simulationstool

Im letzten Abschnitt des Kapitels wird die Implementierung des RBCs aus Abbildung 3.5 in das Simulationstool vorgenommen. In Abbildung 3.6 sind die Änderungen des Tools dargestellt, die zur Implementierung des RBCs notwendig sind. Als erste Änderung wird der Typ der Komponente inklusive Optimierer und Regelungsfunktion gelöscht. Dafür werden direkt die erstellten Elemente, die noch keinen Optimierer beinhalten, genutzt, weil der RBC ein Verfahren ohne Optimierung ist. Als nächstes werden die Störungen gelöscht, da der RBC ohne prognostizierte Daten arbeitet. In der Klasse des MPCs wird der RBC mit der gesamten Logik implementiert und greift auf die Elemente und die Ergebnisse inklusive Visualisierung zu. Das Hauptmodul wird insofern abgeändert, dass keine Regelungsfunktion wählbar ist, der Prädiktionshorizont gelöscht wird und nach Eingabe des Start- und Enddatums die Simulation des RBCs gestartet wird. Nun steht das Programm für den RBC und wird zum Vergleich zwischen den MPCs und dem RBC verwendet.

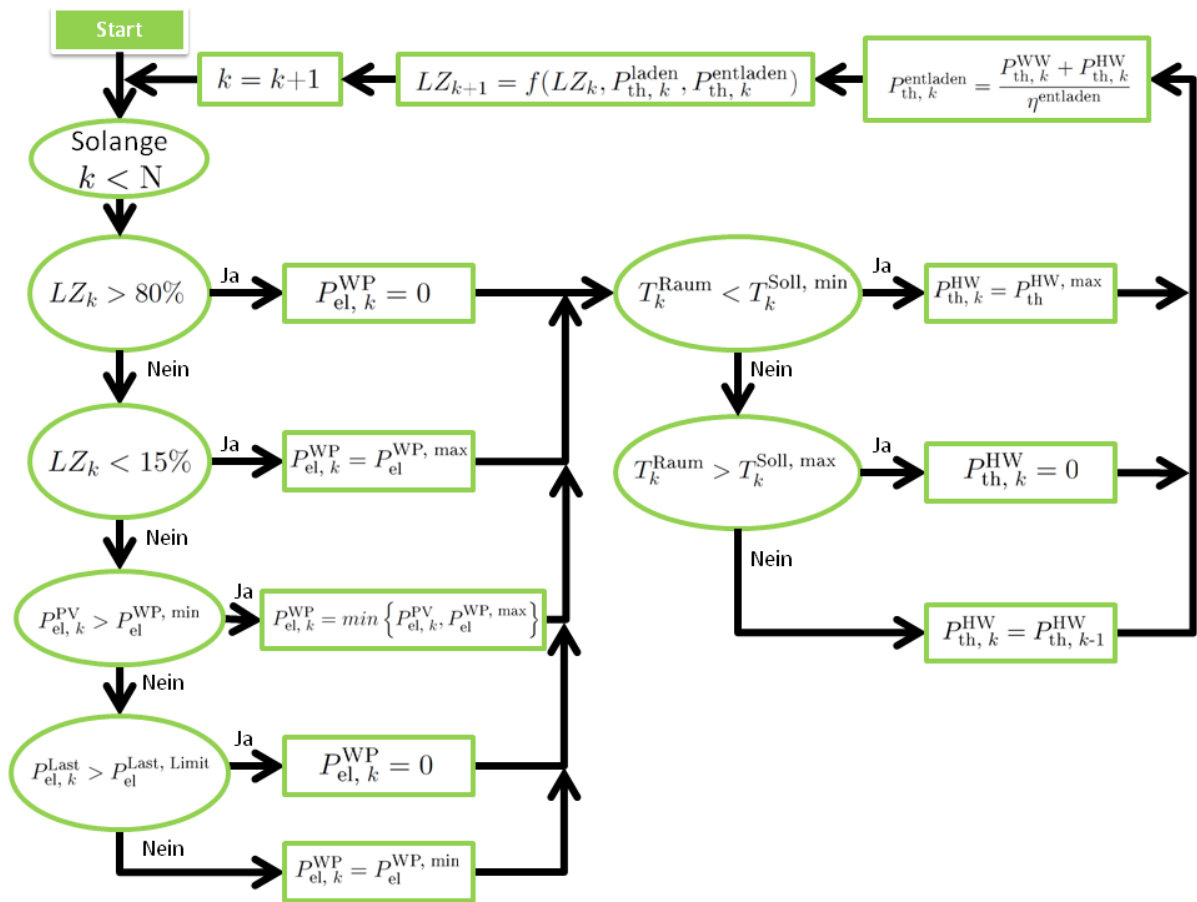


Abbildung 3.5: Logik des RBCs (selbsterstellt)

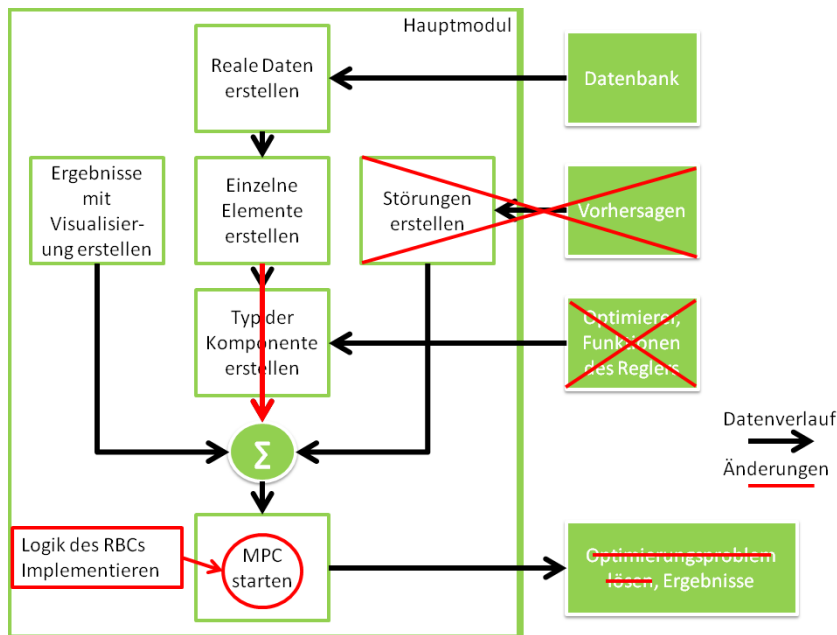


Abbildung 3.6: Änderung des Simulationstools für den RBC (selbsterstellt)

4 Simulation und Ergebnisse

In diesem Kapitel werden zuerst Kenngrößen zur Bewertung der Ergebnisse definiert, danach werden die MPCs und der RBC simuliert und die Ergebnisse dargestellt. Bei der Simulation der MPCs wird zwischen dem J_1 Regler und dem J_2 Regler bei perfekten Vorhersagen unterschieden. Anschließend werden die Störgrößen mit fehlerhaften Prognosen des J_2 Reglers simuliert. Zuerst werden zwei Tage, danach ein kompletter Monat betrachtet. Die Ergebnisse werden durch Grafiken und Tabellen mit Kenngrößen festgehalten und verglichen.

4.1 Definition der Kenngrößen

Zum Vergleich der Ergebnisse werden Kenngrößen benötigt. Um eine Aussage über den thermischen Komfort treffen zu können, wird der mittlere thermische Fehler \bar{q} in Gleichung 4.1 berechnet. Er ergibt sich aus der Differenz zwischen Solltemperatur und Raumtemperatur, gemittelt über den gesamten Simulationszeitraum. Dabei ist der Zeitraum im Folgenden immer auf $k = 1$ bis N_p festgelegt, mit einem Zeitintervall von Δt pro Abtastintervall k .

$$\bar{q} = \frac{1}{N_p} \sum_{k=1}^{N_p} |T_k^{\text{Soll}} - T_k^{\text{Raum}}| \quad (4.1)$$

Zur Berechnung der Eigenverbrauchsquote und der Autarkie wird vorerst die aktuell genutzte Leistung der PV-Anlage $P_{\text{el, k}}^{\text{PV, genutzt}}$ in Gleichung 4.2 definiert.

$$P_{\text{el, k}}^{\text{PV, genutzt}} = \min \{ P_{\text{el, k}}^{\text{PV}}, P_{\text{el, k}}^{\text{WP}} + P_{\text{el, k}}^{\text{Last}} \} \quad (4.2)$$

Die Eigenverbrauchsquote r ergibt sich in Gleichung 4.3 und ist die gesamte genutzte Leistung der PV-Anlage bezogen auf die erzeugte Leistung der PV-Anlage über den Zeitraum. Die Autarkie s in Gleichung 4.4 beschreibt die Deckung der elektrischen Leistung der Wärmepumpe und der Last durch die gesamte genutzte Leistung der PV-Anlage, aufsummiert über den Simulationszeitraum .

$$r = \frac{\sum_{k=1}^{N_p} P_{el, k}^{PV, \text{genutzt}}}{\sum_{k=1}^{N_p} P_k^{PV}} \quad (4.3)$$

$$s = \frac{\sum_{k=1}^{N_p} P_{el, k}^{PV, \text{genutzt}}}{\sum_{k=1}^{N_p} P_{el, k}^{WP} + P_{el, k}^{Last}} \quad (4.4)$$

Die Definition der aktuellen elektrischen Leistung am NAP $P_{el, k}^{Netz}$ findet in Gleichung 4.5 statt. Damit kann die Spitzenlast am NAP analysiert werden.

$$P_{el, k}^{Netz} = P_{el, k}^{PV} - P_{el, k}^{Last} - P_{el, k}^{WP} \quad (4.5)$$

Die minimale elektrische Leistung am NAP $P_{el}^{Spitzenlast, \min}$ wird in Gleichung 4.6 berechnet und die maximale elektrische Leistung am NAP $P_{el}^{Spitzenlast, \max}$ in Gleichung 4.7. Dabei wird der gesamte Zeitraum der Simulation betrachtet.

$$P_{el}^{Spitzenlast, \min} = \min \{ P_{el}^{Netz} \} \quad (4.6)$$

$$P_{el}^{Spitzenlast, \max} = \max \{ P_{el}^{Netz} \} \quad (4.7)$$

Als nächstes wird der minimale und maximale Ladezustand definiert, damit die Nutzung des Warmwasserspeichers beurteilt werden kann. Der minimale Ladezustand LZ^{\min} ist in Gleichung 4.8 definiert und der maximale Ladezustand LZ^{\max} in Gleichung 4.9. Auch hier wird der gesamte Simulationszeitraum betrachtet.

$$LZ^{\min} = \min \{ LZ \} \quad (4.8)$$

$$LZ^{\max} = \max \{ LZ \} \quad (4.9)$$

Zusätzlich wird der mittlere Ladezustand \overline{LZ} in Gleichung 4.10 definiert, indem der Ladezustand über den Zeitraum aufsummiert und gemittelt wird.

$$\overline{LZ} = \frac{1}{N_p} \sum_{k=1}^{N_p} LZ_k \quad (4.10)$$

Als Letztes wird die mittlere Simulationsdauer \bar{u} in Gleichung 4.11 berechnet, die der Computer zur Berechnung benötigt. Dafür wird die Dauer CPU pro Abtastschritt k gemessen, aufsummiert und gemittelt wird.

$$\bar{u} = \frac{1}{N_p} \sum_{k=1}^{N_p} CPU_k \quad (4.11)$$

Durch diese Kenngrößen ist eine Bewertung der Ergebnisse möglich, indem sie bei den verschiedenen Regelverfahren miteinander verglichen werden können. Nun kann die Simulation durchgeführt werden.

4.2 Simulationsdurchführung

Die verwendeten Werte der Parameter für die Simulation sind in Tabelle 4.1 dargestellt. Hier werden alle benötigten Größen für die in Kapitel 3 verwendeten Gleichungen definiert. Die benutzten Werte entsprechen überwiegend den Werten aus [1]. Dazu zählt auch der Parameter Kap^{SP} , der sich für einen Warmwasserspeicher mit 500 Litern Fassungsvermögen und einer Temperatur $\Delta T = 20^\circ C$ ergibt. Einzige Änderung ist die maximale thermische Leistung der Heizung, da diese mit der maximalen thermischen Leistung der Wärmepumpe übereinstimmen soll. Mit diesen Werten wird die Simulation des MPCs durchgeführt.

Tabelle 4.1: Werte der Parameter für die Simulation

Parameter	Wert	Parameter	Wert
COP	3	N_p	12 [Std]
$P_{el}^{WP, \max}$	5 [kW]	$P_{el}^{WP, \min}$	1 [kW]
Δt	10 [min]	η^{SE}	0,01 [%/Std]
η^{laden}	0,9	$\eta^{entladen}$	0,92
LZ^{\min}	0 [%]	LZ^{\max}	100 [%]
α	0,5	β	0,5
$P_{el}^{PV, \max}$	7,5 [kW]	$P_{th}^{HW, \max}$	15 [kW]
Kap^{SP}	11,5 [kWh]		

Zusätzlich zu den Parametern wird die Logik des RBCs aus Abbildung 3.5 verfeinert, indem verschiedene Stufen in die Wärmepumpe bei Betrachtung der Last und in die Heizwärme eingebaut werden. Liegt die Leistung der elektrischen Last in einem bestimmten Bereich, zum Beispiel zwischen 0,5kW und 1,5kW, dann wird die Leistung der Wärmepumpe auf 2kW eingestellt. Dadurch wird die Wärmepumpe kontinuierlicher betrieben und der Speicher wird aufgeladen, auch wenn die PV-Anlage keine Leistung erzeugt. Die gesamte Belastung aus elektrischer Last und Wärmepumpe überschreitet dabei nie 3,5kW und verhindert somit zusätzliche Spitzenlasten am NAP.

Die thermische Leistung der Heizung wird auf ihr Maximum gesetzt, wenn die Raumtemperatur mehr als $0,75^\circ\text{C}$ von der Solltemperatur abweicht. Das geschieht immer bei dem Sprung der Solltemperatur von Nacht (18°C) auf Tag (21°C). Falls die Raumtemperatur näher an der Solltemperatur liegt, verringert sich die Leistung der Heizung. Bei einer Differenz zwischen $0,75^\circ\text{C}$ und $0,25^\circ\text{C}$ beträgt die Heizleistung 5kW und bei einer Differenz zwischen $0,25^\circ\text{C}$ und 0°C 2kW . Dieses Vorgehen soll den mittleren thermischen Fehler verringern.

Nun wird die Simulation durchgeführt. Als erstes werden die drei verschiedenen Betriebsführungsstrategien für den 19. und 20. April 2012 simuliert. Dabei nutzen die MPCs die perfekten Vorhersagen, damit ein erster Vergleich des RBCs mit den MPCs möglich ist. Nach dem Vergleich wird der gesamte April 2012 über 30 Tage simuliert, um die Ergebnisse der zwei Tage zu bestätigen. Als nächstes werden die Kenngrößen des netzgeführten MPCs mit fehlerhaften Vorhersagen für die zwei Tage betrachtet. Dafür werden die Störgrößen einzeln mit einer änderbaren Fehlerstärke η belastet und simuliert. Dabei werden die Störgrößen zwischen den häuslichen und den elektrischen Störgrößen unterschieden, weil sie an verschiedenen Stellen der Optimierung implementiert sind. Zu den häuslichen Störgrößen gehören die Außentemperatur, die Solarstrahlung und die thermische Leistung des Warmwasserverbrauchs. Sie sind in den Nebenbedingungen definiert. Zu den elektrischen Störgrößen gehören die erzeugte Leistung der PV-Anlage und die Last, die beide in der Zielfunktion definiert sind.

Der Fehler beeinflusst die perfekten Daten mit der Größe der Einheit, die bei den Leistungen kW , bei der Solarstrahlung kW/m^2 und bei der Außentemperatur $^\circ\text{C}$ ist. Wird zum Beispiel die PV-Leistung mit einem Fehler von 3 belastet, so werden zu den perfekten Daten 3kW hinzu addiert. Die Fehlerstärke η wird dabei variiert, bis die Kenngrößen des MPCs J_2 den Kenngrößen des RBCs entsprechen oder ein zu großer Fehler erreicht wird, der unrealistisch ist. Die minimalen und maximalen Fehler δ_τ pro η , die für die Simulation verwendet werden, sind in Tabelle 4.2 dargestellt. Es ist zu erkennen, dass ab einem η von 1,03 der Fehler, der zu den perfekten Daten addiert wird, unrealistisch groß werden kann.

Tabelle 4.2: minimaler und maximaler Fehler der Vorhersage in Abhängigkeit von η

η	δ_τ^{\min}	δ_τ^{\max}
1,01	-3,99	4,71
1,02	-5,44	8,1
1,03	-14,13	12,89
1,04	-19,03	22,01
1,05	-45,45	47,55

Da es sich bei dem Fehler um eine Gaußverteilung handelt, befindet sich ein überwiegender Teil der Fehler nahe bei Null. Die maximalen und minimalen Fehler sind selten vorkommende Werte. Damit der implementierte Fehler mit einem anderen Fehler verglichen werden kann, wird auf eine gleichverteilte Funktion zurückgegriffen. Dafür wird in der Simulation nur die Normalverteilung

gegen eine Gleichverteilung getauscht, bei der das Maximum und das Minimum angegeben werden muss. Gewählt wird eine maximale Spannweite des Fehlers, der sich aus $\eta = 1.02$ ergibt. Die Werte sind nun von -5,44 bis 8,1 gleich wahrscheinlich und werden zu den perfekten Daten addiert. Durch diese Gleichverteilung werden die Störgrößen der Nebenbedingungen analysiert. In Tabelle 4.3 sind die Quartile der Gaußverteilung mit $\eta = 1.02$ und der Gleichverteilung dargestellt. Daraus wird deutlich, dass die Gleichverteilung einen größeren Fehler erzeugt. Die maximale Spannweite bei beiden Verteilungen sind gleich und befinden sich auf der Schwelle zum Unrealistischen. Zu guter Letzt werden die herausgefundenen Fehler über den gesamten April 2012 simuliert und überprüft.

Tabelle 4.3: Quartile der Gaußverteilung mit $\eta = 1.02$ und der Gleichverteilung von -5,44 bis 8,11

	1.Quartil	2.Quartil	3.Quartil
Gaußverteilung	-1,47	-0,12	1,07
Gleichverteilung	-2,57	0,86	4,23

4.3 Ergebnisse der Simulation und Auswertung

In diesem Abschnitt werden zuerst die Ergebnisse bei perfekten Vorhersagen dargestellt und ausgewertet. Dabei werden der J_1 Regler, der RBC und der J_2 Regler verglichen. Danach folgt die Analyse der fehlerhaften Prognosen, bei der die Auswirkungen der Störgrößen des J_2 Reglers dargestellt und mit dem RBC verglichen werden.

4.3.1 Ergebnisse und Auswertung mit perfekten Vorhersagen

Die Kenngrößen der Simulation über zwei Tage mit perfekten Vorhersagen sind in Tabelle 4.4 dargestellt. Wie erwartet, minimiert der J_2 die Spitzenlasten am besten, gefolgt von dem RBC, der vor dem J_1 liegt. Verdeutlicht werden die Spitzenlasten durch den Leistungsverlauf am NAP in Abbildung 4.1. Bei der Eigenverbrauchsquote und der Autarkie ist die Reihenfolge dieselbe, dafür wird die Übereinstimmung des Leistungsverlaufs von der Wärmepumpe und der PV-Anlage in Abbildung 4.2 dargestellt. Die Kenngrößen und die Leistungsverläufe zeigen, dass der MPC mit der J_2 Funktion am besten für das Lastmanagement geeignet ist. Danach folgt der RBC, bei dem die Autarkie um ca. 22% schlechter ist als beim J_2 . Die Vorteile des RBCs liegen in der Berechnungsdauer des Programms (0,226 ms) und in der mittleren Temperaturabweichung, die um 57% besser ist als beim J_2 . Der Verlauf der Soll- und Raumtemperatur ist in Abbildung 4.3 zu sehen. Ein Nachteil ist die schlechte Ausnutzung des Warmwasserspeichers, dessen Verlauf in Abbildung 4.4 dargestellt ist. Der Speicher ist im Mittel zu 78,13% geladen. Zwar erreicht der Ladezustand beim RBC nie 0%, wodurch die Nutzung der thermischen Leistung immer

gewährleistet ist, jedoch werden die 100% des Ladezustands kaum gehalten. Die PV-Leistung wird dadurch nicht optimal genutzt, was an der Eigenverbrauchsquote und an der Autarkie deutlich wird. Das ist bei den MPC Reglern nicht der Fall, diese nutzen den Warmwasserspeicher von 0% bis 100% aus.

Am schlechtesten regelt der MPC mit der J_1 Funktion das Lastmanagement des Systems. Hierbei entstehen negative Spitzenlasten von bis zu $-6,07\text{kW}$, zusätzlich sind die Eigenverbrauchsquote und die Autarkie geringer als beim RBC. Das ist verständlich, da sich der wärmegeführte Regler J_1 nur auf den thermischen Komfort konzentriert. Deshalb ist die mittlere Abweichung der Temperatur um mehr als das Dreifache geringer als beim J_2 . Das wirkt sich auf den Warmwasserspeicher aus, der im Mittel nur zu 10,39% geladen ist, da die thermische Leistung für die Heizung benötigt wird.

Tabelle 4.4: Ergebnisse der Kenngrößen pro Regelverfahren (19. und 20. April 2012)

Kenngröße	J_1	RBC	J_2
\bar{q} [°C]	0,202	0,353	0,616
r [%]	46,45	52,98	78,20
s [%]	39,56	42,57	64,63
$P_{el}^{\text{Spitzenlast, min}}$ [kW]	-6,07	-3,42	-2,38
$P_{el}^{\text{Spitzenlast, max}}$ [kW]	6,21	6,05	1,67
\overline{LZ} [%]	10,39	78,13	54,72
\bar{u} [s]	0,132	$0,226 \cdot 10^{-3}$	18,81

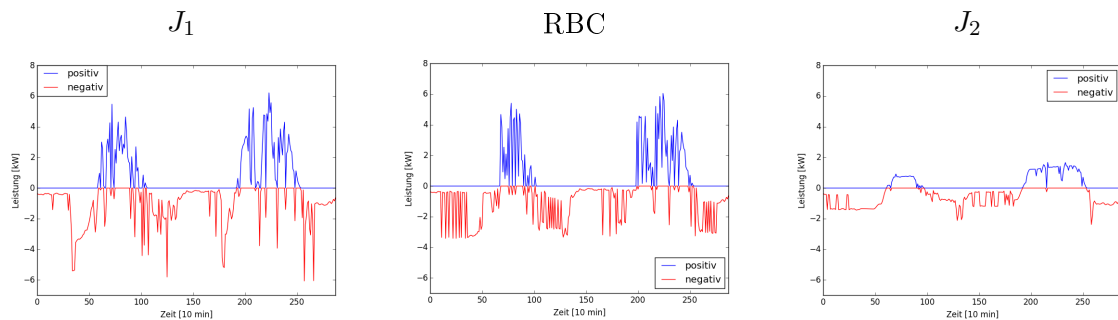


Abbildung 4.1: Leistungsverläufe am NAP für den J_1 , RBC und J_2

Durch diese Ergebnisse konnte der RBC in die zwei MPCs eingeordnet werden. Nun werden alle drei Regelverfahren für den gesamten April betrachtet. Dazu sind die Kenngrößen in Tabelle 4.5 dargestellt. Die Ergebnisse unterscheiden sich zwar von den Kenngrößen aus Tabelle 4.4, jedoch gibt es kaum eine Änderung in der Rangfolge der Regelverfahren. In Abbildung 4.5 sind die Histogramme der Leistung am NAP aller drei Regelverfahren dargestellt. Der einzige Unterschied in der Rangfolge ist, dass die maximale Spitzenlast beim RBC auf $7,24\text{kW}$ ansteigt und dadurch größer als beim J_1 ist. Die negative Spitzenlast des RBCs ist ebenfalls angestiegen,

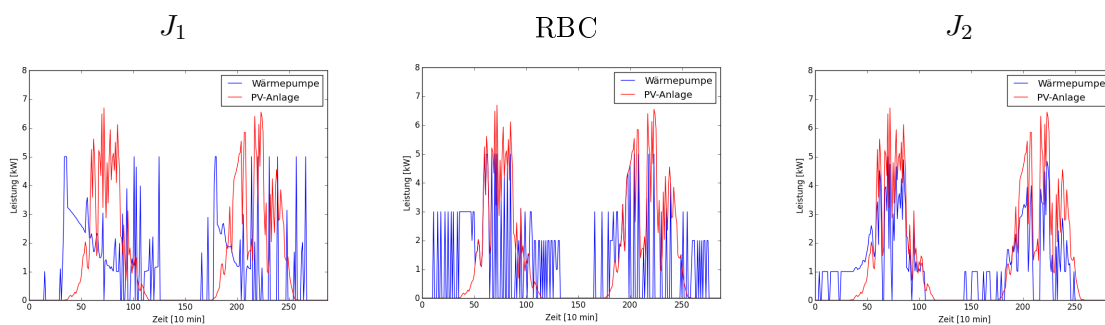


Abbildung 4.2: Leistungsverläufe der Wärmepumpe und PV-Anlage für den J_1 , RBC und J_2

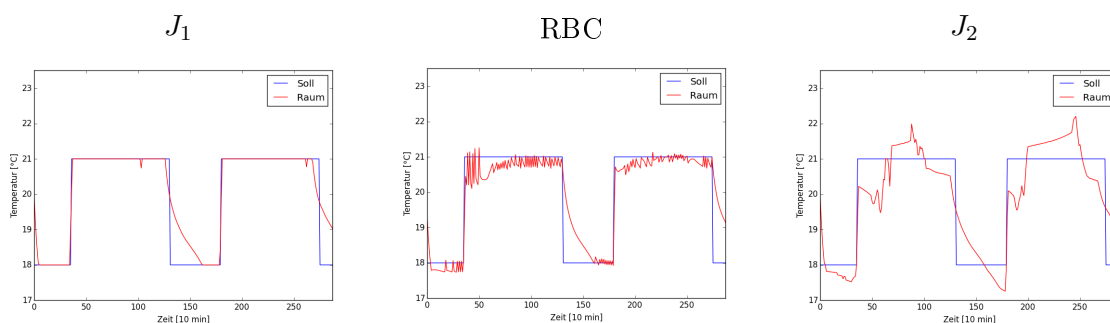


Abbildung 4.3: Raum- und Solltemperaturverläufe für den J_1 , RBC und J_2

jedoch tritt der Wert von unter -4kW nur zwei mal während der 30 Tage auf. Die Spannweite der Leistung ist beim J_2 am geringsten, sie befindet sich häufig in der Nähe des Nullpunkts, weil der J_2 die Spitzenlasten am besten minimiert. Auffällig ist, dass beim RBC der Großteil der Leistung in der Nähe von 0kW liegt, wogegen der Großteil der Leistung des J_2 bei ca. -1kW liegt. Die Autarkie nimmt bei allen drei Regelverfahren ab; beim RBC und beim J_1 gleichermaßen um ca. 7%, beim J_2 sogar um ca. 14%. Dagegen nimmt die Eigenverbrauchsquote um ein paar Prozente zu. Der mittlere Ladezustand zeigt deutlich, dass der Warmwasserspeicher beim J_1 Regler überwiegend leer ist und beim RBC überwiegend voll. Der Speicher wird bei beiden Verfahren nicht optimal genutzt.

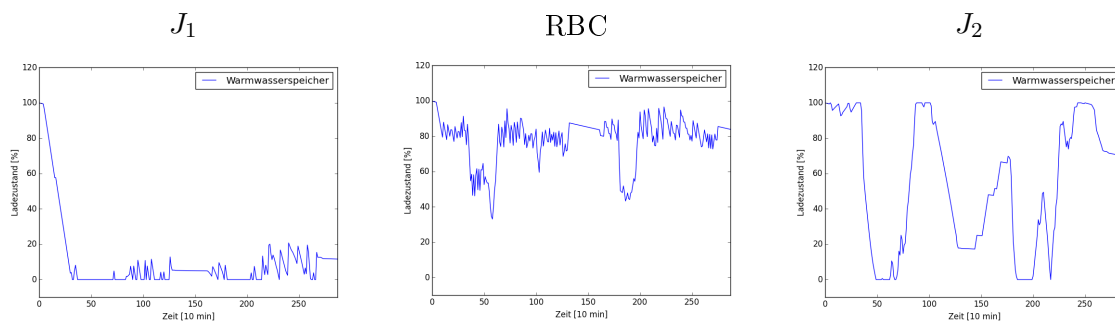
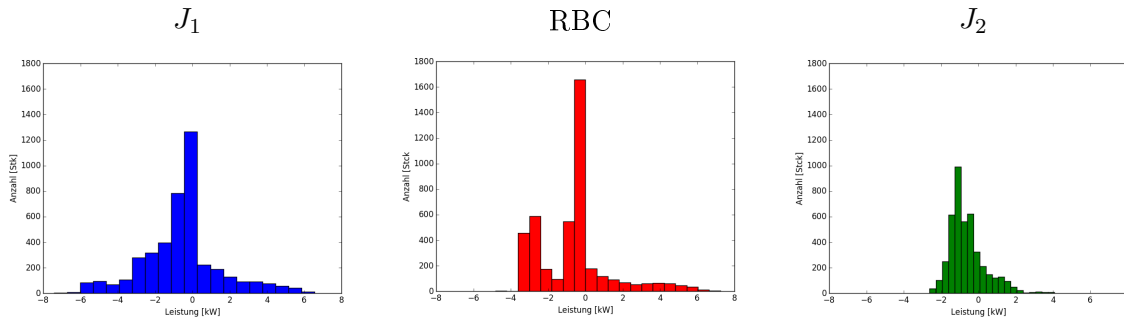


Abbildung 4.4: Verläufe der Ladezustände für den J_1 , RBC und J_2

Tabelle 4.5: Ergebnisse der Kenngrößen pro Regelverfahren (April 2012)

Kenngröße	J_1	RBC	J_2
\bar{q} [°C]	0,320	0,489	0,623
r [%]	52,12	57,45	80,85
s [%]	32,69	35,51	50,76
$P_{el}^{Spitzenlast, \min}$ [kW]	-7,40	-4,80	-2,61
$P_{el}^{Spitzenlast, \max}$ [kW]	6,55	7,24	4,08
\overline{LZ} [%]	6,11	76,90	50,17
\bar{u} [s]	0,12	$0,20 \cdot 10^{-3}$	16,13

Abbildung 4.5: Histogramme der Leistung am NAP für den J_1 , RBC und J_2

Als nächstes werden die Ergebnisse der Simulation mit dem implementierten Fehler der Vorhersagen aus Kapitel 3.1.3 dargestellt und ausgewertet.

4.3.2 Ergebnisse und Auswertung mit fehlerhaften Vorhersagen bei Gaußverteilung

Nun werden die Störgrößen, die das System und die Berechnungen beeinflussen, mit einem Fehler belastet. Es wird vermutet, dass die elektrischen Störgrößen einen höheren Einfluss auf die Kenngrößen haben als die häuslichen Störgrößen. Diese Vermutung wird bei unterschiedlichen η aus Tabelle 4.2 untersucht.

Zuerst werden die elektrischen Störgrößen betrachtet, deren Kenngrößen bei einem $\eta = 1,01$ in Tabelle 4.6 dargestellt sind. Das gewählte η erzeugt einen Fehler von minimal -3,99 und von maximal 4,71 und ist am realistischsten. Die fehlerhafte Prognose in der elektrischen Last P_{el}^{Last} erzeugt dieselbe negative Spitzenlast von -2,38kW am NAP wie der J_2 bei perfekten Prognosen. Dagegen ist die positive Spitzenlast auf 3,28kW angestiegen, ist aber immer noch um ca. 50% geringer als die Spitzenlast des RBCs. Die Eigenverbrauchsquote sinkt um 3,4% und die Autarkie um 2,7%, erreichen jedoch nicht ansatzweise die Eigenverbrauchsquote und Autarkie des RBCs. Das ist das erste Anzeichen dafür, dass die fehlerhaften Prognosen die Kenngrößen negativ beeinflusst.

Bei demselben Fehler in den Vorhersagen der erzeugten PV-Leistung P_{el}^{PV} sind die Auswirkungen durch einen Fehler mit $\eta = 1,01$ größer, was durch die Leistungsverläufe am NAP in Abbildung 4.6 dargestellt wird. Zum Vergleich ist erneut der Leistungsverlauf bei perfekten Vorhersagen des J_2 Reglers dargestellt. Die negative Spitzenlast beträgt bei dem Fehler in den Vorhersagen der erzeugten PV-Leistung $-3,87\text{kW}$ und ist größer als die negative Spitzenlast des RBCs ($-3,42\text{kW}$). Die Spitzenlast tritt in den zwei Tagen nur einmal auf. Der restliche Leistungsverlauf ähnelt dem Leistungsverlauf bei fehlerhafter elektrischer Last. Die Eigenverbrauchsquote sinkt gegenüber den perfekten Vorhersagen um 5% und die Autarkie um $4,6\%$. Dadurch ist ein Fehler in der PV-Leistung gefunden, bei dem der RBC eine bessere negative Spitzenlast erzeugt als der MPC. Die Eigenverbrauchsquote und die Autarkie werden zwar beeinflusst, sind jedoch immer noch um ca. 20% und ca. 17% größer als beim RBC. Die mittlere Temperaturabweichung verbessert sich bei beiden Störgrößen sehr gering um bis zu $0,04^\circ\text{C}$ und die mittlere Dauer der Berechnung verbessert sich um mehr als 10s . Eine geringe Änderung in der Temperaturabweichung liegt daran, dass die betrachteten Störgrößen direkten Einfluss auf die Leistung am NAP in der Zielfunktion haben. Sie haben keinen direkten Einfluss auf die Raumtemperatur, wodurch sie sich kaum ändert. Die fehlerhaften Prognosen haben also auch einen positiven Einfluss auf die Kenngrößen, wobei die negativ beeinflussten Kenngrößen aussagekräftiger für das Lastmanagement sind als die positiv beeinflussten.

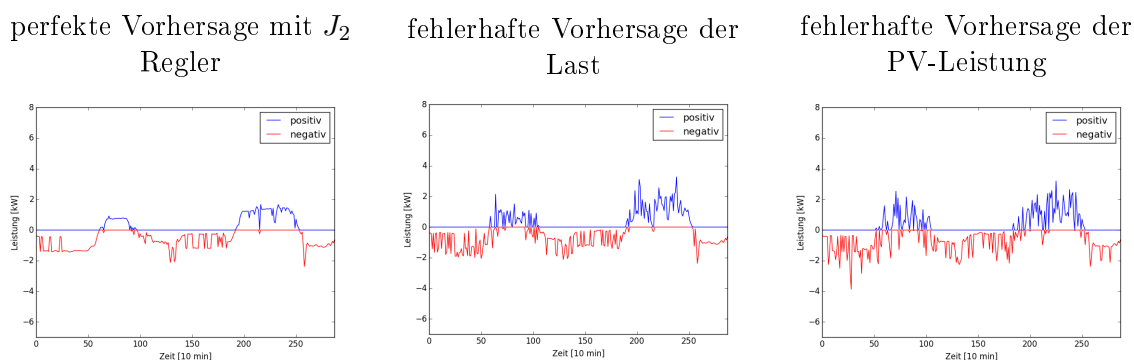


Abbildung 4.6: Leistungsverläufe am NAP des perfekten MPCs und bei einem Fehler von $\eta = 1,01$ für die Last und die PV-Leistung

Die Werte der Kenngrößen zeigen, dass fehlerhafte Vorhersagen in der PV-Leistung einen stärkeren Einfluss haben als fehlerhafte Vorhersagen in der elektrischen Last. Um diesen Einfluss zu bestätigen, wird die Spannweite des Fehlers durch ein größeres $\eta = 1,02$ auf ein Minimum von $-5,44$ und ein Maximum von $8,1$ erhöht. Die Kenngrößen sind im Anhang in Tabelle A.1 dargestellt. Die Eigenverbrauchsquote und die Autarkie verringern sich nur sehr gering um ca. 1% . Das zeigt, dass der MPC mit der J_2 Funktion bei einem größeren Fehler das Lastmanagement besser regelt als der RBC. Die einzige unerwartete Kenngröße ist die negative Spitzenlast bei fehlerhaften Vorhersagen in der PV-Leistung. Sie nähert sich der Null auf $-2,83\text{kW}$ an und ist somit näher an Null als bei einem geringeren Fehler mit $\eta = 1,01$ ($-3,87\text{kW}$). Hier hat es der netzgeführte MPC geschafft, die einzige Spitzenlast von $-3,87\text{kW}$ zu vermeiden.

Tabelle 4.6: Ergebnisse der Kenngrößen der elektrischen Störgrößen mit $\eta = 1,01$

Kenngröße	P_{el}^{Last}	P_{el}^{PV}
\bar{q} [°C]	0,594	0,577
r [%]	74,83	73,28
s [%]	61,90	60,08
$P_{el}^{Spitzenlast, \min}$ [kW]	-2,38	-3,87
$P_{el}^{Spitzenlast, \max}$ [kW]	3,28	3,21
\overline{LZ} [%]	56,65	53,31
\bar{u} [s]	5,57	3,31

Als nächstes werden die häuslichen Störgrößen analysiert. In der Tabelle 4.7 sind die Kenngrößen des J_2 Reglers bei den jeweiligen Störgrößen mit einem $\eta = 1,01$ zu sehen. Es wird deutlich, dass der Fehler die Kenngrößen nicht annähernd so stark verschlechtern kann, dass der RBC ein besseres Lastmanagement durchführt als der MPC mit J_2 Funktion. Überraschend ist, dass der Fehler im Warmwasserverbrauch P_{th}^{WW} eine um 3% größere Eigenverbrauchsquote erzeugt als bei perfekten Vorhersagen. Die einzige Größe, die diesen Anstieg erzeugen kann, ist die Leistung der Wärmepumpe. Aufsummiert beträgt sie 339,40kW. Dagegen ergibt sich bei perfekten Vorhersagen ein Wert von 305,69kW. An der insgesamt um ca. 34kW größeren Leistung bei fehlerhaften Vorhersagen ist zu erkennen, dass die Wärmepumpe mehr Leistung benötigt als die Wärmepumpe bei perfekten Vorhersagen. Das erklärt die höhere Eigenverbrauchsquote.

Tabelle 4.7: Ergebnisse der Kenngrößen der häuslichen Störgrößen mit $\eta = 1,01$

Kenngröße	P_{th}^{WW}	ϕ^{Solar}	$T_{außen}$
\bar{q} [°C]	0,623	0,654	0,610
r [%]	80,84	71,80	77,74
s [%]	62,39	66,84	64,33
$P_{el}^{Spitzenlast, \min}$ [kW]	-2,38	-2,38	-2,38
$P_{el}^{Spitzenlast, \max}$ [kW]	1,67	2,25	1,79
\overline{LZ} [%]	54,41	56,68	53,78
\bar{u} [s]	22,29	12,36	18,85

Eine weitere auffällige Größe ist die maximale Spitzenlast, die bei den fehlerhaften Vorhersagen der Solarstrahlung ϕ^{Solar} von 1,67kW auf 2,25kW ansteigt. Die Autarkie verbessert sich um knapp 2% auf 66,84% im Vergleich zu den perfekten Prognosen. Das liegt an der Nutzung der Wärmepumpe, die bei den fehlerhaften Vorhersagen aufsummiert 252,24kW Leistung verbraucht. Das sind ca. 53kW weniger als bei perfekten Vorhersagen. Der niedrigere Betrieb der Wärmepumpe spiegelt sich in der mittleren Temperaturabweichung wieder, die bei den fehlerhaften Prognosen der Solarstrahlung um ca. 0,04°C ansteigt, aufgrund von weniger zur Verfügung stehender, thermischer Leistung im Warmwasserspeicher.

Die Kenngrößen der fehlerhaften Prognosen der Außentemperatur $T^{\text{außen}}$ liegen alle zwischen den Kenngrößen des Warmwasserverbrauchs und der Solarstrahlung. Insgesamt haben die Störgrößen Warmwasserverbrauch und Solarstrahlung einen unterschiedlichen Einfluss auf die Kenngrößen, sodass keine Aussage über den stärksten Einfluss der häuslichen Störgrößen geschlossen werden kann. Bei den fehlerhaften Prognosen im Warmwasserverbrauch verschlechtert sich die Autarkie, bei den fehlerhaften Prognosen der Solarstrahlung die Eigenverbrauchsquote. Lediglich die Außentemperatur kann ausgeschlossen werden.

Für eine genauere Untersuchung wird der Fehler durch $\eta = 1,02$ erhöht, wie auch schon bei den elektrischen Störgrößen. Alle daraus berechneten Kenngrößen sind besser als der RBC (siehe Anhang Tabelle A.2). Somit wird kein realistischer Fehler gefunden, bei dem die häuslichen Störgrößen den J_2 Regler so stark beeinflussen, dass der RBC besser ist als der MPC. Der Fehler wird nicht weiter erhöht, damit eine realistische Bewertung gewährleistet ist. Das Ergebnis zeigt außerdem, dass der Einfluss durch einen Fehler im Warmwasserverbrauch schwer mit einem Fehler der Solarstrahlung zu unterscheiden ist. Die positive Spitzenlast am NAP steigt bei dem Fehler der Solarstrahlung auf 2,46kW an. Alle anderen Spitzenlasten bei den verschiedenen Fehlern ändern sich nicht. Da sich die häusliche Störgröße mit dem größten Einfluss nicht eindeutig ergibt, wird eine Analyse bei einem Fehler der Gleichverteilung in Abschnitt 4.3.3 durchgeführt.

Insgesamt haben die elektrischen Störgrößen bei einer gleichen Fehlerstärke einen größeren Einfluss auf die Kenngrößen als die häuslichen Störgrößen. Am einflussreichsten ist die Störgröße der erzeugten PV-Leistung. Bei einem Fehler in den Vorhersagen der PV-Leistung wird als einziges die negative Spitzenlast vergrößert. Außerdem sind die Autarkie und der mittlere Ladezustand des Warmwasserspeichers am geringsten.

Zur Kontrolle des Fehlers der PV-Leistung wird der gesamte Monat April bei einem $\eta = 1,02$ simuliert. In Abbildung 4.7 sind die Leistungsverläufe am NAP für den J_2 Regler mit fehlerhaften Prognosen der PV-Leistung und den RBC dargestellt. Es ist zu erkennen, dass die positiven Spitzenlasten beim RBC höher sind als beim J_2 Regler. Die negativen Lasten kommen beim RBC zwar häufiger vor, aber die Spitzenlasten sind beim J_2 Regler größer (-4,54kW). Die Autarkie des MPCs nähert sich auf 5% der Autarkie des RBCs an auf 47,01% (siehe Anhang Tabelle A.3). Diese Werte bestätigen, dass der RBC das Lastmanagement im Hinblick auf die negativen Spitzenlasten besser durchführen kann, als der J_2 Regler mit fehlerhaften Prognosen in der PV-Leistung. Nun werden die Auswirkungen des Fehlers der Gleichverteilung mit dem Fehler der Gaußverteilung verglichen, indem die häuslichen Störgrößen betrachtet werden. Außerdem soll herausgefunden werden, welche häusliche Störgröße den größten Einfluss auf das Lastmanagement hat.

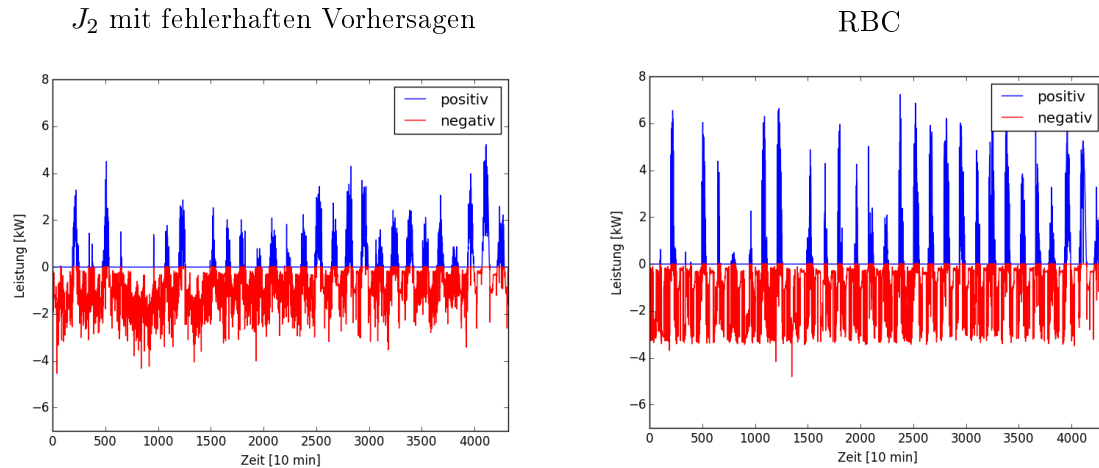


Abbildung 4.7: Leistungsverläufe am NAP für den J_2 Regler mit einem Fehler von $\eta = 1,02$ in der PV-Leistung und den RBC

4.3.3 Ergebnisse und Auswertung mit fehlerhaften Vorhersagen bei Gleichverteilung

In diesem Abschnitt wird der Einfluss der häuslichen Störgrößen genauer untersucht. Dazu wird der Fehler in den Vorhersagen mit der Gleichverteilung simuliert. Bei einer maximalen Spannweite von $-5,44$ bis $8,1$ werden die Störgrößen einzeln belastet. In Tabelle 4.8 sind die Ergebnisse der Kenngrößen dargestellt. Die meisten verändern sich nur um ein paar Zehntel Prozent, verglichen mit dem gaußverteilten Fehler. Lediglich bei dem gleichverteilten Fehler in der Solarstrahlung ϕ^{Solar} ist ein größerer Einfluss zu erkennen. Die mittlere Temperaturabweichung steigt von $0,638^\circ\text{C}$ auf $1,097^\circ\text{C}$ an und die maximale Spitzenlast von $2,46\text{kW}$ auf $3,12\text{kW}$. Zusätzlich sinkt der mittlere Ladezustand um mehr als 18%. Das zeigt, dass von den häuslichen Störgrößen die Solarstrahlung mit fehlerhafte Prognosen den größten Einfluss auf die Kenngrößen hat. Es wird jedoch auch deutlich, dass ein größerer, fast unrealistischer Fehler in den Vorhersagen den J_2 Regler nicht so stark beeinflussen kann, dass der RBC bessere Kenngrößen erzielt als der MPC. Mit diesem größeren Fehler werden die Autarkie, die Eigenverbrauchsquote und die negative Spitzenlast am NAP kaum oder gar nicht verschlechtert.

Interessant ist der Verlauf des Ladezustands der drei Störgrößen in Abbildung 4.8. Hier sind deutliche Unterschiede zu sehen, die sich auch in den mittleren Ladezuständen wieder spiegeln. Bei dem Fehler im Warmwasserverbrauch $P_{\text{th}}^{\text{WW}}$ ist der Speicher überwiegend voll, bei der Solarstrahlung ϕ^{Solar} überwiegend leer und bei der Außentemperatur $T^{\text{außen}}$ ausgeglichen. Der J_2 Regler nutzt den Warmwasserspeicher um die verschiedenen Störgrößen unterschiedlich zu kompensieren. Dadurch werden eine kaum verschlechterte Eigenverbrauchsquote, Autarkie und Spitzenlasten erzielt. Ist der mittlere Ladezustand geringer, wie bei den fehlerhaften Prognosen der Solarstrahlung, hat das Auswirkungen auf den thermischen Komfort.

Tabelle 4.8: Ergebnisse der Kenngrößen der häuslichen Störgrößen bei fehlerhaften Vorhersagen durch Gleichverteilung

Kenngröße	P_{th}^{WW}	ϕ^{Solar}	$T_{außen}$
\bar{q} [°C]	0,646	1,097	0,619
r [%]	78,68	69,45	77,31
s [%]	61,77	66,18	64,69
$P_{el}^{Spitzenlast, min}$ [kW]	-2,38	-2,38	-2,38
$P_{el}^{Spitzenlast, max}$ [kW]	2,25	3,12	1,79
LZ [%]	79,80	37,14	52,65
\bar{u} [s]	12,09	3,58	18,97

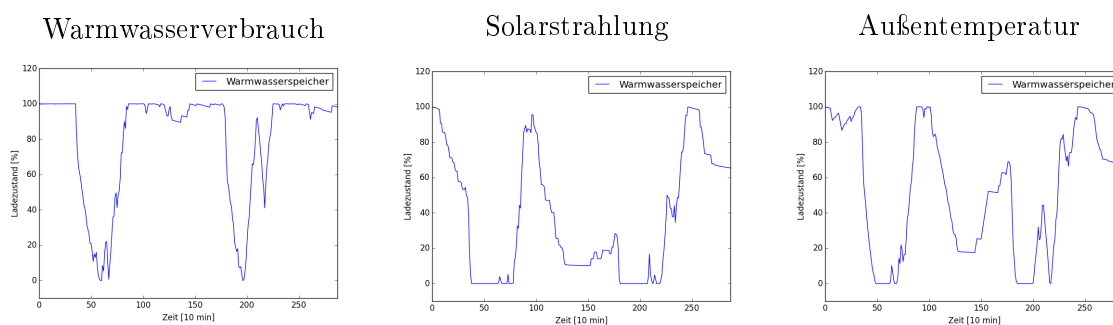


Abbildung 4.8: Verläufe der Ladezustände bei fehlerhaften Prognosen durch Gleichverteilung des Warmwasserverbrauchs, der Solarstrahlung und der Außentemperatur

Als nächstes werden die Ergebnisse der zwei-Tage-Simulation durch eine Simulation über den gesamten April bestätigt. Es werden nur die Kenngrößen bei fehlerhaften Vorhersagen der Solarstrahlung dargestellt (siehe Anhang Tabelle A.4), weil sie den größten Einfluss der häuslichen Störgrößen auf das System haben. Die Ergebnisse unterscheiden sich von der Zwei-Tage-Simulation. Der mittlere Ladezustand verringert sich um weitere 10%, weil die Wärmepumpe nicht häufig genug eingesetzt wird und der Warmwasserspeicher dadurch überwiegend leer ist. Die mittlere Temperaturabweichung steigt auf $1,174^{\circ}\text{C}$ an und die Autarkie verringert sich um ca. 15%. Zum ersten Mal wird die negative Spitzenlast durch die häuslichen Störgrößen auf $-3,01\text{kW}$ verschlechtert. Verglichen mit den Ergebnissen des RBCs über den gesamten April ist der J_2 Regler bei fehlerhaften Vorhersagen der Solarstrahlung die bessere Betriebsführungsstrategie. Da sich die Solarstrahlung in den Nebenbedingungen der Zielfunktion befindet und die Temperatur beeinflusst, sind die Auswirkungen dort am größten. Die wichtigen Kenngrößen, wie die Spitzenlast und die Autarkie, werden ebenfalls verschlechtert, erreichen aber nicht die Werte des RBCs. Im nächsten Kapitel werden die Ergebnisse der Simulation zusammengefasst und diskutiert.

5 Zusammenfassung und Diskussion

In dieser Arbeit wird die erstellte Logik des RBCs mit dem wärmegeführten und vor allem mit dem netzgeführten MPC durch das Simulationstool verglichen. Beim Vergleich mit perfekten Vorhersagen der MPCs wird deutlich, dass die Logik des RBCs überwiegend bessere Kenngrößen (Spitzenlast, Autarkie und Eigenverbrauchsquote) erzielt als der wärmegeführte MPC. Der J_1 Regler erzielt das beste Ergebnis in der mittleren Temperaturabweichung, weil die Zielfunktion die Temperaturabweichung minimiert und nicht die Spitzenlast. Wird der netzgeführte MPC mit dem RBC verglichen, sind die Spitzenlast, Autarkie und Eigenverbrauchsquote des J_2 Reglers besser, da in der Zielfunktion die Leistung am NAP und die Temperaturabweichung minimiert werden. Um die Auswirkungen der Störgrößen auf den J_2 Regler analysieren zu können, wird ein Fehler in die Vorhersagen implementiert. Der netzgeführte MPC wird bei jeder einzelnen Störgröße mit den fehlerhaften Prognosen getestet und anschließend mit dem RBC verglichen. Dabei ist der Fehler variierbar und wird durch Gauß- oder Gleichverteilung erzeugt. Die elektrischen Störgrößen haben einen größeren Einfluss auf die Kenngrößen als die häuslichen Kenngrößen, weil sie direkt in der Zielfunktion definiert sind. Die häuslichen Kenngrößen sind in den Nebenbedingungen definiert und wirken auf die Temperatur. Die fehlerhaften Prognosen der PV-Leistung erzielen bei einer Spannweite der Gaußverteilung von -5,44 bis 8,1 schlechtere Kenngrößen als der RBC und haben deshalb den größten Einfluss auf das System. Da die häuslichen Störgrößen geringere Auswirkungen auf die Kenngrößen haben, wird der Fehler bei gleicher Spannweite durch Gleichverteilung erzeugt. Dadurch werden die Auswirkungen verstärkt, erreichen aber nicht die Kenngrößen des RBCs. Lediglich die mittlere Temperaturabweichung wird verschlechtert und die Nutzung der Leistung des Warmwasserspeichers ändert sich. Der mittlere Ladezustand ist bei den verschiedenen Störgrößen sehr unterschiedlich. Dadurch wird deutlich, dass der J_2 Regler auf verschiedene Art und Weise auf die fehlerhaften Prognosen reagiert und dabei die gespeicherte Leistung unterschiedlich einsetzt.

Die Ergebnisse der perfekten Vorhersagen zeigen, dass die entwickelte Logik im RBC ein Lastmanagement durchführen kann, jedoch nicht annähernd so effektiv ist wie der J_2 Regler. Das Ziel, die Spitzenlasten zu minimieren, wird mit dem J_2 bei weitem besser erreicht, da er die gespeicherte Leistung besser einsetzt. Bei der Simulation des RBCs gibt es das Problem, dass der Ladezustand des Speichers größer als 100% und kleiner als 0% werden kann, wodurch die Logik abhängig von dem Ladezustand ist. Die Grenzen des Ladezustands aus Abbildung 3.5 sind so gewählt, dass die 100% nicht überschritten und die 0% nicht unterschritten werden.

Dadurch geht jedoch erzeugte PV-Leistung verloren, indem der Speicher nicht weiter geladen wird, obwohl er erst zu 80% voll ist.

Der wärmegeführte MPC dient in dieser Arbeit als „Worst-Case-Szenario“. Seine Aufgabe ist die Gewährleistung des thermischen Komforts und nicht die Minimierung der Spitzenlasten. Trotzdem wird er mit dem RBC verglichen, damit deutlich wird, dass das regelbasierte Verfahren das Lastmanagement besser regeln kann als der J_1 Regler.

Aus den Ergebnissen der fehlerhaften Prognosen wird deutlich, dass der netzgeführte MPC das Lastmanagement überwiegend besser regelt als der RBC. Selbst bei einem erhöhten Fehlern, der sich auf der Kippe zum unrealistischen befindet, funktioniert der J_2 Regler meistens besser als der RBC. Dabei sind die Fehler in den einzelnen Kenngrößen unterschiedlich zu bewerten. Eine Ausnahme bildet die PV-Leistung mit fehlerhaften Vorhersagen, bei der der RBC ein besseres Lastmanagement im Hinblick auf die negativen Spitzenlasten durchführt, als der J_2 Regler. Bei den anderen Störgrößen erhöht die Optimierung an manchen Stellen die Kenngrößen, wie zum Beispiel die Eigenverbrauchsquote durch eine höhere Nutzung der Wärmepumpe oder die Autarkie durch eine niedrigere Nutzung der Wärmepumpe. Die mittlere Temperaturabweichung wird durch die häuslichen Störgrößen verschlechtert. Das liegt daran, dass sie in den Nebenbedingung (Gleichung 3.2) definiert sind und einen direkten Einfluss auf die Temperatur des Mediums und die Raumtemperatur haben. Die größte Auswirkung erzielt die Solarstrahlung bei einem gleichverteilten Fehler. Der MPC versucht über die Vorhersagen einzuschätzen, wie sehr sich die Raumtemperatur durch die Solarstrahlung erhöht. Dadurch wird die benötigte Heizleistung schlechter eingesetzt und die Solltemperatur seltener erreicht.

Nun wird die mittlere Berechnungsdauer der Simulation betrachtet. Bei dem Vergleich zwischen dem J_1 Regler, dem RBC und dem J_2 Regler sind die großen Unterschiede verständlich. Der RBC ist am schnellsten, da keine Optimierungsfunktion definiert wird. Der J_1 Regler folgt dem RBC, da sich nur ein Faktor in der Optimierungsfunktion befindet. Am langsamsten ist der J_2 Regler, weil die Optimierungsfunktion durch ihre zwei Faktoren am kompliziertesten ist. Bei Betrachtung der mittleren Berechnungsdauer der Simulation mit fehlerhaften Vorhersagen gibt es Schwankungen. Die Simulation mit fehlerhaften Vorhersagen der elektrischen Störgrößen ist schneller als die Simulation mit fehlerhaften Vorhersagen der häuslichen Störgrößen, weil sie die Zielfunktion direkt beeinflussen. Innerhalb der häuslichen Störgrößen gibt es zusätzliche Unterschiede von bis zu 15s, obwohl alle häuslichen Störgrößen in den Nebenbedingungen definiert sind. Nicht erklärbar ist, dass die Simulation mit fehlerhaften Vorhersagen der elektrischen Störgrößen um ca. 10s schneller ist als die Simulation bei perfekten Prognosen.

Als Letztes wird die Realitätsnähe diskutiert. Dabei sind die fehlerhaften Vorhersagen sind zum Teil unrealistisch. Der Fehler kann keine negativen Störgrößen erzeugen (außer der Außentemperatur), was eine positive Abweichung zur Folge hat, wenn die perfekten Daten bei dem Wert null liegen. In der Nacht scheint zum Beispiel keine Sonne, wodurch die Solarstrahlung und die erzeugte PV-Leistung in den perfekten Daten den Wert null haben. Durch den Fehler werden

diese Werte in positiver Richtung verstärkt. Das heißt, die fehlerhaften Vorhersagen würden eine Solarstrahlung oder erzeugte PV-Leistung auch in der Nacht prognostizieren. Das ist unrealistisch und beeinflusst den netzgeführten MPC. Im letzten Kapitel wird der Ausblick mit Verbesserungsvorschlägen durchgeführt.

6 Ausblick

Für zukünftige Arbeiten sollte das betrachtete System aus Abbildung 1.1 abgeändert und mit der J_2 Funktion des MPCs getestet werden. Das zeigt, ob der MPC nur für dieses System das Lastmanagement regeln kann oder variabel einsetzbar ist.

Die Simulation sollte in dem Berechnungsintervall des MPCs variiert getestet werden. In dieser Arbeit wird die Berechnung jede zehn Minuten durchgeführt, wodurch RBC und MPC übereinstimmen. Die fehlerhaften Vorhersagen könnten einen größeren Einfluss haben, wenn das Berechnungsintervall vergrößert wird. Der MPC könnte dadurch langsamer auf die fehlerhaften Prognosen reagieren.

Die Leistung der Wärmepumpe passt sich in dieser Arbeit sehr gut der erzeugten Leistung der PV-Anlage an, was eine stufenlose Wärmepumpe voraussetzt. In der Realität gibt es jedoch auch Wärmepumpen, die nur eine oder mehrere Betriebsstufen haben. Diese Annahme könnte bei der Simulation beachtet werden, damit sie auf die Art der Wärmepumpe einstellbar ist. Außerdem spielt die Taktung der Wärmepumpen eine Rolle. In der Simulation wird die Wärmepumpe nach Belieben an- und ausgeschaltet. Eine Implementierung von Pausen könnte die übermäßige Taktung verhindern.

In vielen wissenschaftlichen Publikationen aus Kapitel 2.2 wird das Ein- und Verkaufen des Leistungsfluss am Verteilnetz berücksichtigt. Dadurch gewinnt die ungenutzte Leistung der PV-Anlage, die in das Verteilnetz eingespeist wird, an Bedeutung. Die positiven Spitzenlasten würden das meiste Kapital einbringen, wodurch der RBC einen neuen Stellenwert bekäme. Eine Simulation mit Betrachtung der Wirtschaftlichkeit durch ein- und verkaufende Leistung ist empfehlenswert. Außerdem könnten die Investitionskosten berücksichtigt werden, um die Wirtschaftlichkeit genauer zu untersuchen. Der MPC benötigt eine aufwendigere Programmierung und einen schnelleren Computer, da die Berechnungen komplizierter sind. Der RBC dagegen ist leichter zu implementieren und schneller zu berechnen, was ein Vorteil bei Betrachtung der Wirtschaftlichkeit sein kann.

A Anhang

Tabelle A.1: Ergebnisse der Kenngrößen der elektrischen Störgrößen mit $\eta = 1,01$

Kenngröße	P_{el}^{Last}	P_{el}^{PV}
\bar{q} [°C]	0,565	0,514
r [%]	73,79	72,36
s [%]	61,08	60,63
$P_{el}^{Spitzenlast, \min}$ [kW]	-2,38	-2,83
$P_{el}^{Spitzenlast, \max}$ [kW]	3,51	3,36
LZ [%]	57,73	48,41
\bar{u} [s]	3,49	1,64

Tabelle A.2: Ergebnisse der Kenngrößen der häuslichen Störgrößen mit $\eta = 1,02$

Kenngröße	P_{th}^{WW}	ϕ^{Solar}	$T^{außen}$
\bar{q} [°C]	0,629	0,638	0,614
r [%]	81,19	69,33	78,15
s [%]	61,99	66,45	64,38
$P_{el}^{Spitzenlast, \min}$ [kW]	-2,38	-2,38	-2,38
$P_{el}^{Spitzenlast, \max}$ [kW]	1,66	2,46	1,67
LZ [%]	56,33	55,89	54,73
\bar{u} [s]	22,29	11,14	18,77

Tabelle A.3: Ergebnisse der Kenngrößen bei fehlerhaften Vorhersagen der PV-Leistung mit $\eta = 1,02$

Kenngröße	P_{el}^{PV}
\bar{q} [°C]	0,597
r [%]	74,87
s [%]	47,01
$P_{el}^{Spitzenlast, \min}$ [kW]	-4,54
$P_{el}^{Spitzenlast, \max}$ [kW]	5,22
LZ [%]	43,63
\bar{u} [s]	4,39

Tabelle A.4: Ergebnisse der Kenngrößen bei fehlerhaften Vorhersagen der Solarstrahlung mit Gleichverteilung

Kenngröße	ϕ^{Solar}
\bar{q} [°C]	1,174
r [%]	75,62
s [%]	50,92
$P_{\text{el}}^{\text{Spitzenlast, min}}$ [kW]	-3,01
$P_{\text{el}}^{\text{Spitzenlast, max}}$ [kW]	4,63
\overline{LZ} [%]	27,50
\bar{u} [s]	12,21

Literaturverzeichnis

- [1] HIDALGO, Diego R. ; HINKER, Jonas ; MYRZIK, Johanna: On the Problem Formulation of Model Predictive Control for Demand Response of a Power-to-Heat Home Microgrid. (2016). – PSCC; Genoa, Italy
- [2] QUASCHNING, Volker: Regenerative Energiesysteme: Technologie-Berechnung-Simulation, Carl Hanser Verlag GmbH Co KG, 2015, S. 356–364
- [3] KILKKI, Olli ; ALAHAIVALA, Antti ; SEILONEN, Ilkka: Optimized control of price-based demand response with electric storage space heating. In: *Industrial Informatics, IEEE Transactions on* 11 (2015), Nr. 1, S. 281–288
- [4] DITTMAR, Rainer ; PFEIFFER, Bernd-Markus: Modellbasierte prädiktive Regelung: Eine Einführung für Ingenieure, Walter de Gruyter, 2004, S. 33–43
- [5] EHMANN, Marcus: *Demand Side Management mit PV-Wärmepumpen-Speicher-Systemen in Niederspannungsnetzen: eine deutsche Fallstudie*, Univesität Kassel, Diplomarbeit, Januar 2014
- [6] BUNDESMINISTERIUM, Wirtschaft & E.: *Erneuerbare-Energien-Gesetz 2014*. <http://www.bmwi.de/DE/Themen/Energie/Erneuerbare-Energien/eeg-2014,did=680290.html>. Version: 2014. – Website: Eingesehen am 25.05.2016
- [7] ZOERNER, Thorsten: *Erfolg der Energiewende an den Netzverlusten ablesbar*. <https://blog.stromhaltig.de/2013/03/erfolg-der-energiewende-an-den-netzverlusten-ablesbar/>. Version: 2013. – Website: Eingesehen am 25.05.2016
- [8] PASCHOTTA, Dr. R.: *Lastmanagement*. <https://www.energie-lexikon.info/lastmanagement.html>. Version: 2011. – Website: Eingesehen am 25.05.2016; Letzte Änderung am 18.10.2015
- [9] UMWELTBUNDESAMT: *Energieverbrauch privater Haushalte*. <http://www.umweltbundesamt.de/daten/private-haushalte-konsum/energieverbrauch-privater-haushalte>. Version: 2015. – Website: Eingesehen am 25.05.2016

-
- [10] KANWAR, Aastha ; HIDALGO, Diego R. ; APPEN, Jan von ; BRAUN, Martin: A Comparative Study of Optimization-and Rule-Based Control for Microgrid Operation. (2015)
- [11] PARISIO, Alessandra ; RIKOS, Evangelos ; GLIELMO, Luigi: A model predictive control approach to microgrid operation optimization. In: *Control Systems Technology, IEEE Transactions on* 22 (2014), Nr. 5, S. 1813–1827
- [12] ZHANG, Wei ; XU, Yinliang ; LI, Sisi ; ZHOU, M ; LIU, Wenxin: A Distributed Dynamic Programming-Based Solution for Load Management in Smart Grids. (2016)
- [13] ZHANG, Yan ; ZHANG, Tao ; WANG, Rui ; LIU, Yajie ; GUO, Bo: Optimal operation of a smart residential microgrid based on model predictive control by considering uncertainties and storage impacts. In: *Solar Energy* 122 (2015), S. 1052–1065
- [14] CHEN, Chen ; WANG, Jianhui ; HEO, Yeonsook ; KISHORE, Shaline: MPC-based appliance scheduling for residential building energy management controller. In: *Smart Grid, IEEE Transactions on* 4 (2013), Nr. 3, S. 1401–1410
- [15] BIBEL, Wolfgang ; KRUSE, Rudolf ; HIPPER, Hajo ; MERZENICH, Melanie ; WILDE, Klaus-Dieter: *Handbuch Web Mining im Marketing: Konzepte, Systeme, Fallstudien*, Springer-Verlag, 2013, S. 277–278

Eidesstattliche Versicherung

Hebbeker, Christoph

Nachname, Vorname

160444

Matr.-Nr.

Ich versichere hiermit an Eides statt, dass ich die vorliegende Bachelorarbeit mit dem Titel

Betriebsführungsstrategien für Strom-Wärmesysteme: Eine Vergleichsstudie zwischen „Modellprädiktiver Regelung“ und regelbasiertem Verfahren

selbstständig und ohne unzulässige fremde Hilfe erbracht habe. Ich habe keine anderen als die angegebenen Quellen und Hilfsmittel benutzt sowie wörtliche und sinngemäße Zitate kenntlich gemacht. Die Arbeit hat in gleicher oder ähnlicher Form noch keiner Prüfungsbehörde vorgelegen.

Dortmund, den 7. Juli 2016

Ort, Datum

Unterschrift

Belehrung:

Wer vorsätzlich gegen eine die Täuschung über Prüfungsleistungen betreffende Regelung einer Hochschulprüfungsordnung verstößt, handelt ordnungswidrig. Die Ordnungswidrigkeit kann mit einer Geldbuße von bis zu 50.000,00 € geahndet werden. Zuständige Verwaltungsbehörde für die Verfolgung und Ahndung von Ordnungswidrigkeiten ist der Kanzler/die Kanzlerin der Technischen Universität Dortmund. Im Falle eines mehrfachen oder sonstigen schwerwiegenden Täuschungsversuches kann der Prüfling zudem exmatrikuliert werden. (§ 63 Abs. 5 Hochschulgesetz - HG -)

Die Abgabe einer falschen Versicherung an Eides statt wird mit Freiheitsstrafe bis zu 3 Jahren oder mit Geldstrafe bestraft.

Die Technische Universität Dortmund wird gfls. elektronische Vergleichswerkzeuge (wie z.B. die Software „turnitin“) zur Überprüfung von Ordnungswidrigkeiten in Prüfungsverfahren nutzen.

Die oben stehende Belehrung habe ich zur Kenntnis genommen:

Dortmund, den 7. Juli 2016

Ort, Datum

Unterschrift